

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Институт машиностроения

(наименование института полностью)

Кафедра «Оборудование и технологии машиностроительного производства»

(наименование)

15.04.05 «Конструкторско-технологическое обеспечение
машиностроительных производств»

(код и наименование направления подготовки)

Технология автоматизированного машиностроения

(направленность (профиль))

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

на тему «Разработка цифрового двойника процесса обработки на основе
машинного обучения»

Студент

А.А. Севастьянов

(И.О. Фамилия)

(личная подпись)

Научный
руководитель

к.т.н., доцент Д.А. Расторгуев

(ученая степень, звание, И.О. Фамилия)

(личная подпись)

Тольятти 2021

Содержание

Введение.....	3
1 Математическое моделирование процесса резания	5
1.1 Обзор методов моделирования резания.....	5
1.2 Цифровой двойник.....	18
2 Проектирование аппаратной части цифрового двойника.....	26
3 Разработка алгоритма диагностики твердого точения.....	38
4 Дальнейшее развитие модели	72
Заключение	76
Список используемых источников.....	77
Приложение А Диплом победителя конкурса грантов форума «iВолга».....	81
Приложение Б Благодарность Союза машиностроителей России	82

Введение

Современное машиностроение предъявляет все более высокие требования к эффективности производства. Для повышения точности готовой продукции, снижения ее себестоимости и повышения производительности применяются различные новые технологии. Так, в настоящее время активно развивается цифровизация производства, представляющая собой следующий за автоматизацией этап развития промышленности. В связи с этим принято говорить о переходе от Индустрии 3.0 к Индустрии 4.0, в рамках которой планируется массовое внедрение в промышленность принципиально новых объектов, так называемых киберфизических систем. В настоящее время нет общепринятого точного определения того, что же такое киберфизическая система. Однако общей чертой таких систем является глубокая интеграция физического и виртуального мира. На производстве киберфизические системы представляют собой совокупность большого количества датчиков, которые в режиме реального времени отслеживают интересующие параметры технологического процесса, вычислительных устройств и программного обеспечения, которые занимаются обработкой полученной информации, и объектов управления, в частности, приводов металлорежущего станка. При таком подходе используется комплексная математическая модель технологического процесса, которая актуализирует свои параметры в режиме реального времени. Такую модель называют цифровым двойником.

Использование подобных технологий на производстве стало возможным лишь в середине 2010 годов, когда электроника стала более производительной и дешевой. При этом наряду с развитием электроники происходит развитие прикладной математики. В частности, для анализа больших объемов данных активно используются технологии машинного обучения. Технологии искусственного интеллекта позволяют решать принципиально новый класс задач, которые раньше были под силу только

человеку. Таким образом, современные информационные технологии выводят диагностику и управление технологическими процессами на совершенно новый уровень.

Целью работы является разработка математической модели для онлайн-диагностики процесса резания на примере твердого точения стали ХВГ. Модель должна стать одной из частей цифрового двойника процесса резания.

Для достижения поставленной цели сформированы следующие задачи исследования, решенные при помощи разработанных математических моделей на основе машинного обучения:

- 1) смоделировать зависимость качества поверхности от режимов резания;
- 2) смоделировать зависимость типа стружки от режимов резания;
- 3) разработать алгоритм онлайн-диагностики глубины резания по сигналу тока привода главного движения станка;
- 4) разработать алгоритм онлайн-диагностики качества поверхности и типа стружки.

Объект исследования – процесс твердого точения стали ХВГ.

Научная новизна исследования заключается в разработке математической модели для решения задачи онлайн-диагностики процесса твердого точения стали ХВГ на основе данных, полученных со встроенных в станок датчиков, входящих в состав подсистемы диагностики системы числового программного управления токарного станка.

1 Математическое моделирование процесса резания

1.1 Обзор методов моделирования резания

Технологическую систему на современном уровне можно охарактеризовать как совокупность взаимосвязанных потоков энергии, материалов и информации, которая функционирует как единое целое. В технологической системе как едином целом происходит определенная последовательность технологических процессов. На сегодняшний день в практике проектирования значительных технологических систем зачастую применяется эмпирический метод. Это происходит из-за того, что сложную промышленную систему невозможно точно описать и предсказать ее поведение. Это зачастую касается также и отдельно взятых технологических процессов. Существует единственный метод, который дает возможность снизить трудоемкость проектирования технологического процесса. Этот метод называется моделирование, причем речь идет в первую очередь о математическом моделировании.

Модель представляет объект, систему или понятие в некоторой форме, отличной от формы их действительного существования. Она используется как инструмент, который помогает истолковать, понять или усовершенствовать систему.

Рассмотрим некоторые вопросы стратегии математического моделирования технологического процесса. Разработчик, применяющий математическое моделирование, должен сначала определить, как разработать модель. Описание в виде математической модели по сути есть отражение физической сущности процесса с присущими ему свойствами и ограничениями. Их необходимо учитывать как на этапе формулировки задачи, так и при составлении описания и выборе численного метода моделирования. Среди существующих видов математических описаний наиболее популярны динамические и статистические модели.

Динамические модели основаны на фундаментальных законах физики. Статистические модели, в свою очередь, основываются на обработке данных экспериментов. При таком подходе объект исследования описывается вектором факторов, которые определяют целевую функцию или выходные параметры модели.

Задача математического моделирования состоит в количественном описании зависимости выходных параметров процесса резания (например, качества поверхностей обработанной детали, стойкости инструмента, температуры при обработке и т.д.) от входных параметров, задаваемых инженером-технологом. Обобщенная схема математической модели процесса резания представлена на рисунке 1.

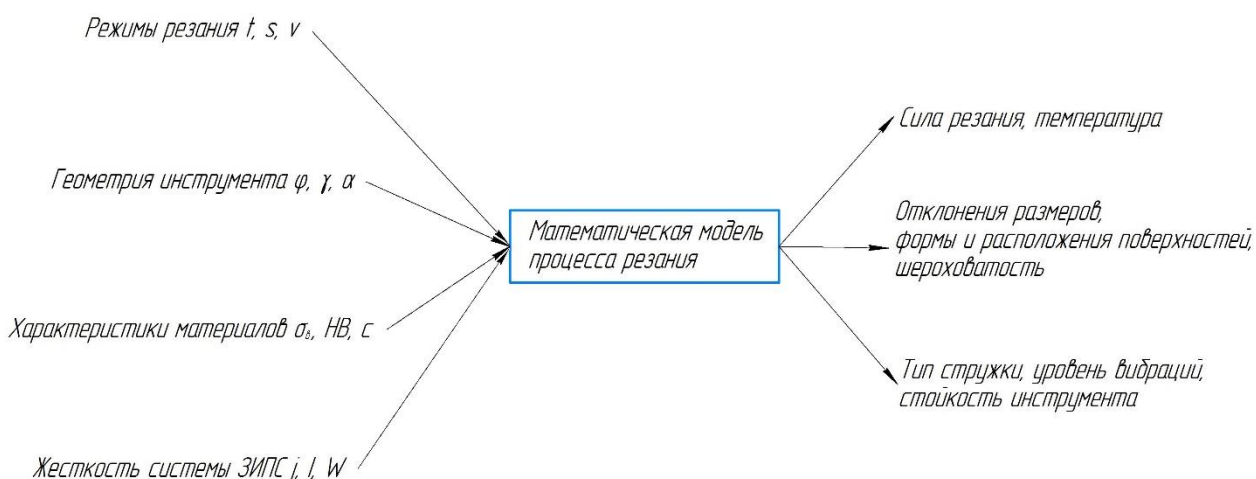


Рисунок 1 – Математическая модель процесса резания

Подобная математическая модель может быть использована для

1) проектирования технологических процессов лезвийной обработки. В этом случае технолог может заранее рассчитать все необходимые параметры обработки и выбрать оптимальные оборудование, инструмент, режимы резания, которые, например, обеспечат максимальную производительность и необходимое качество поверхности заготовки;

2) онлайн-диагностики процесса обработки. Диагностика необходима для решения таких задач, как, например, прогнозирование стойкости

режущего инструмента. Наличие системы диагностики технологического процесса особенно необходимо при безлюдной организации производства, при эксплуатации станков с ЧПУ и гибких производственных систем (ГПС), поскольку убытки при простое автоматизированного оборудования особенно высоки;

3) системы автоматического управления технологическим процессом. В этом случае станок с ЧПУ, оснащенный подобной системой, сможет самостоятельно корректировать ход технологического процесса. Например, станет возможной автоматическая смена инструмента при превышении порога износа на чистовых операциях.

С точки зрения физики процесс резания является сложным технологическим процессом, сопровождающимся различными физическими явлениями, происходящими в технологической системе. К этим явлениям относятся, в частности, скоростное упрочнение обрабатываемого материала, его температурное разупрочнение, износ режущего инструмента, автоколебания элементов технологической системы и т.д. Следовательно, процесс резания трудно поддается комплексному математическому описанию. Для решения данной задачи применяются различные технологии математического моделирования.

Одним из исторически первых способов моделирования процесса резания является метод, основанный на сборе экспериментальных данных о процессе обработки и аппроксимации полученных зависимостей между параметрами процесса степенными функциями. Данный подход применялся ещё Тейлором [1]. Сегодня аналогичные формулы приводятся в известном справочнике Косиловой [2, 3]. Так, составляющие силы резания при таком подходе рассчитывают по известной формуле:

$$P_{z,y,x} = 10C_p t^x s^y v^n K_p, \quad (1)$$

где постоянные C_p , K_p и показатели степени x , y , n выбираются исходя из справочных данных.

К достоинствам данного подхода следует отнести простоту расчетов. В то же время точность подобных моделей невысока, так как описанные простые зависимости не учитывают многих особенностей реального технологического процесса (например, износ инструмента, узлов станка, погрешности при обработке и т.д.). В то же время для многих производственных условий оказывается затруднительным найти необходимый коэффициент для расчетов.

При механической обработке деталей сложной пространственной конфигурации, таких, как крыло самолета или лопатка турбины, параметры обработки могут изменяться со временем. Это касается глубины резания (осевой и радиальной для фрезерования), углов зацепления режущего инструмента с заготовкой и некоторых других характеристик. В то же время необходимо знать точные параметры процесса обработки для моделирования силы резания, размерной точности обработки, возможности возникновения автоколебаний и т.д. Для решения описанной задачи применяют технологии компьютерной графики, с помощью которых можно смоделировать геометрические параметры процесса резания как на стадии проектирования операции, так и в режиме реального времени. Наиболее распространенные подходы к трехмерному моделированию представлены на рисунке 2 [4]. Они включают в себя твердотельное, граничное, точечное моделирование, а также использование объемных элементов (voxel-, dexel-based). Данные подходы разработаны еще в середине 1960-х и используются в системах автоматизированного проектирования (САПР). Выбор конкретного подхода для моделирования зависит от задачи симуляции, требуемой точности результатов и времени расчетов.

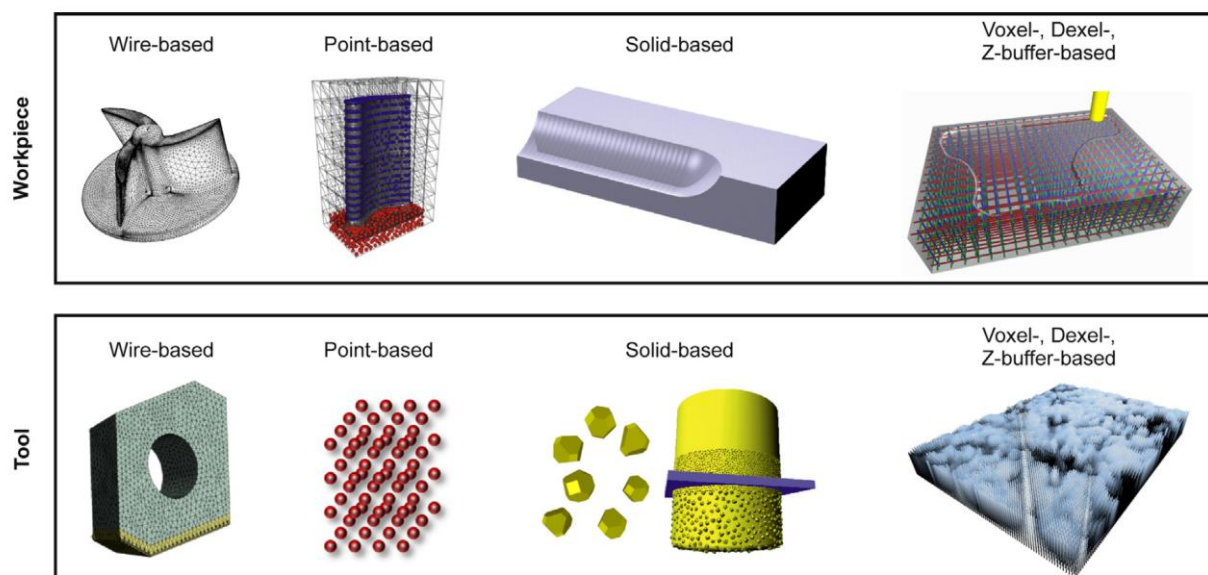


Рисунок 2 – Методы трехмерного моделирования [4]

Сегодня популярностью пользуется метод конечных элементов (МКЭ), представляющий собой численное решение дифференциальных уравнений в частных производных (так называемых уравнений математической физики), описывающих различные физические процессы, происходящие в технических системах, в частности, в процессе резания. Данный метод часто рассматривается как более дешевая и быстрая альтернатива экспериментальным исследованиям [5]. Одной из наиболее популярных программ для конечноэлементного анализа является ANSYS WORKBENCH. На рисунке 3 приведен пример моделирования процесса резания в ANSYS.

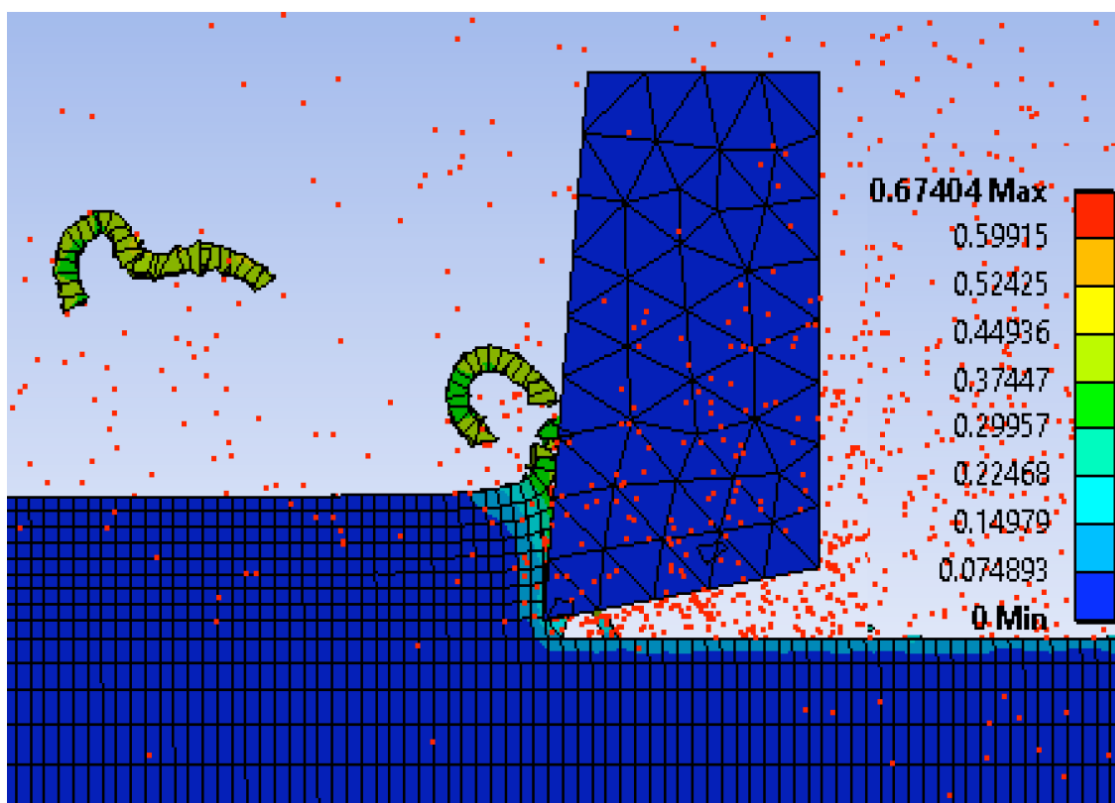


Рисунок 3 – Моделирование резания в ANSYS [5]

В свою очередь, метод конечных элементов требует использования большого количества вычислительных ресурсов и даже при использовании высокопроизводительного оборудования работает весьма медленно. Данный недостаток существенно ограничивает сферу применения МКЭ, поскольку не позволяет использовать его, например, в системах онлайн-диагностики и управления технологическими процессами. Также используемые математические модели часто не способны описать физические эффекты, возникающие при обработке и сильно влияющие на протекание технологического процесса (например, автоколебания), поскольку они разработаны для решения существенно упрощенных задач.

Отдельного внимания заслуживает аналитический подход, который заключается в детальной разработке физико-математической теории процесса резания. Одним из наиболее значительных в данной области считается ставший классическим труд профессора Резникова Арона Наумовича [6], посвященный теплофизике резания. Данная теория включает

в себя математические методы моделирования распределения тепловых потоков и температур в технологических обрабатывающих системах для решения прикладных инженерных задач. Как известно, основную роль при передаче теплоты в твердых телах играет теплопроводность. Дифференциальное уравнение теплопроводности выведено Ж.-Б. Фурье в 1822 г. и имеет следующий вид:

$$\frac{\partial \theta}{\partial \tau} = \frac{\lambda}{c\rho} \left(\frac{\partial^2 \theta}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \theta}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \theta}{\partial z^2} \right), \quad (2)$$

где $\lambda/c\rho = \omega$ – коэффициент температуропроводности данного вещества, м²/с;

θ – температура (для удобства расчетов берется прирост температуры относительно комнатной), °К;

τ – время, с.

Знание температурных полей и тепловых потоков, возникающих в ходе технологического процесса, крайне важно для повышения эффективности производства. Учет температурных деформаций компонентов технологической системы необходим для соблюдения размерной точности деталей и их взаимозаменяемости. Расчет температур поверхностей режущего инструмента необходим для прогнозирования его износостойкости. Также необходимо вычислять температуры в поверхностных слоях заготовок при их обработке, так как температура влияет на структуру и напряженно-деформированное состояние поверхностных слоев. В свою очередь, известно о влиянии температуры режущего инструмента на шероховатость обработанной поверхности заготовки. Все перечисленные вопросы решаются при помощи методов технологической теплофизики.

Среди новейших работ следует отметить работу профессора Воронцова А.Л. [7], в которой на основе фундаментальных положений механики деформируемого твердого тела и технологической теплофизики выводятся соотношения, позволяющие моделировать силы резания, температуру при обработке и другие параметры в зависимости от режимов резания, геометрии инструмента и свойств материалов инструмента и заготовки. В основу работы положена идея о том, что процессы обработки металлов давлением (например, штамповка или выдавливание) и процесс резания имеют в своей фундаментальной основе общие физические закономерности. А именно, обе разновидности технологических процессов основаны на сжатии обрабатываемого материала. В связи с этим разумно применить для описания закономерностей процесса резания прикладную теорию пластичности, как это делается для процессов обработки металлов давлением. Приведен обзор классических теорий резания, положения которых пересмотрены с новых позиций. Разработке новой прочной теории процесса резания, основанной на механике деформируемого твердого тела, ее проверке на экспериментальных данных (в том числе независимых исследователей) и описанию рекомендаций по применению новой теории резания для инженеров-технологов и посвящена монография [7]. Среди прочего в работе впервые дается объяснение возникновению различных видов стружки при резании на основе положений теории пластичности, приведена методика расчета стружколомов. Также даны формулы для расчета силы резания при различных видах обработки. Например, для несвободного течения формула имеет вид

$$P_z = 1,155 \sigma_{st} u s_{o\sigma} t_r \left\{ \left[1 + \mu_1 (1 - \tan \gamma) + \frac{(0,5 + \mu) u}{2k_c} \right] \cos \gamma + \frac{k_c}{4u \cos \gamma} + \mu \sin \gamma + \frac{\mu_2 l_3}{u s_{o\sigma} \sin \varphi} + \frac{k_c s_{o\sigma} \sin^2 \varphi}{4u t_r \cos \gamma} \right\} \quad (3)$$

Здесь σ_{st} – напряжение текучести при определенной температуре, МПа;

$s_{об}$ – подача на оборот, мм/об;
 t_r – глубина резания, мм;
 μ, μ_1, μ_2 – коэффициенты трения (в расчетах их можно принять равными 0,5);
 γ – передний угол инструмента, град;
 φ – главный угол инструмента в плане, град;
 k_c – коэффициент утолщения стружки (усадка стружки);
 l_3 – износ инструмента по задней поверхности, мм.

Несмотря на то, что выведенные в монографии формулы расчета сил резания и температур достаточно громоздки, это нельзя назвать недостатком работы, поскольку все расчеты легко автоматизируются при помощи современных пакетов компьютерной математики (например, в MATLAB).

Помимо численного решения дифференциальных уравнений, описывающих физические процессы, происходящие в ходе технологического процесса, применяется качественный подход к их анализу. Популярностью пользуется подход, основанный на методах нелинейной динамики и идеях синергетики. При анализе различных физических явлений, которые часто могут быть описаны системой обыкновенных дифференциальных уравнений, сначала качественно исследуют эти уравнения, а потом уже решают их численными методами на компьютере. Качественный метод основан на построении так называемых фазовых траекторий и исследовании их характерных точек и областей. Идея метода состоит в том, что при изменении коэффициентов в системе дифференциальных уравнений изменится ее численное решение, однако качественно оно не изменится, поскольку фазовый портрет системы останется прежним. При исследовании на практике метод применим как для известных систем дифференциальных уравнений, так и для анализа систем на основе экспериментально полученных временных рядов, характеризующих поведение системы. Применимость метода для исследования технологических обрабатывающих

систем основана на том, что динамические структуры металлорежущих станков вместе с процессом обработки являются диссипативными. Это значит, что в технологической обрабатывающей системе присутствует сильное трение. Как следствие множество траекторий формообразующих движений является притягивающим. Значит, эти траектории представляют собой аттрактор [8].

Важной задачей является моделирование состояния элементов технологической системы, поскольку от их жесткости и виброустойчивости зависит точность размеров заготовки и шероховатость поверхностей. Так, в монографии [9] описана методика прогнозирования вибрационной устойчивости режущего инструмента при точении и фрезеровании. Описаны методы учета влияния контактной жесткости стыка резец-резцедержатель на собственные частоты резца. Приведены формулы для расчета жесткости резца с учетом деформаций в стыке. Формула теории колебаний, которая дает точное значение частоты свободных изгибных колебаний консольной балки без сосредоточенных масс:

$$f = \frac{0,56}{l_p^2} \sqrt{\frac{EJ}{m}}, \quad (4)$$

где f – частота свободных изгибных колебаний, Гц;

l_p – вылет резца, м;

E – модуль упругости материала резца, Па;

J – момент инерции поперечного сечения резца, м⁴;

m – погонная масса резца, кг/м.

Доказано, что она неприменима для нахождения собственных частот колебаний резца, закрепленного в резцедержателе, поскольку полученное по указанной выше формуле значение частоты на порядок превышает значение,

полученное экспериментальным путем. Из этого можно сделать вывод, что при расчете вибрационной устойчивости режущего инструмента необходимо учитывать контактные явления в стыке резец-резцедержатель (или фреза-оправка в случае фрезерования).

Для повышения эффективности процесса обработки на станках с числовым программным управлением (ЧПУ) разрабатываются системы автоматического управления процессом резания. При разработке адаптивной системы управления процесс резания удобно представить в виде передаточной функции. Рассмотрим данный подход на примере фрезерования. Поскольку с изменением подачи сила резания изменяется постепенно, то процесс резания можно математически описать как апериодическое звено 1-го порядка:

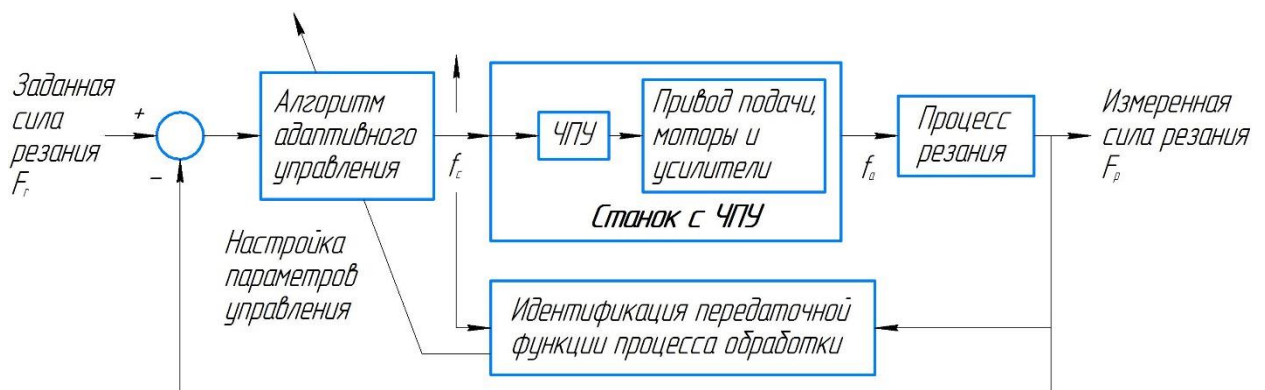
$$G_p(s) = \frac{F_p(s)}{f_a(s)} = \frac{K_c ab(\varphi_{st}, \varphi_{ex}, N)}{Nn} \frac{1}{\tau_c s + 1}, \quad (5)$$

где K_c – константа резания, Н/мм²;

a – глубина резания, мм;

$b(\varphi_{st}, \varphi_{ex}, N)$ – ширина фрезерования, мм [10].

При этом схема адаптивной системы управления имеет вид, показанный на рисунке 4.



Рисунке 4 – Схема адаптивной системы автоматического управления силой резания при фрезеровании

Приведенная система управления решает задачу стабилизации силы резания при фрезеровании. При этом в системе имеется встроенный блок идентификации параметров процесса обработки. Его наличие необходимо при фрезеровании поверхностей сложной формы, например, поверхностей лопатки турбины. Для решения задачи разработки адаптивной системы управления технологическим процессом используются математические методы, разработанные в рамках теории автоматического управления, теории идентификации динамических систем. При разработке также возможно использование современных алгоритмов для создания системы управления и разработки блока идентификации.

Среди математических методов, которые активно используются для исследования процесса резания, следует отметить методы цифровой обработки сигналов (ЦОС). Методы ЦОС основаны на Фурье-преобразовании временных рядов (сигналов). Преобразование Фурье представляет любой сигнал в виде суммы синусоид (гармоник) определенных частот и амплитуд, сдвинутых друг относительно друга на определенные фазы. Формула непрерывного преобразования Фурье выглядит следующим образом:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i2\pi ft} dt, \quad (6)$$

где $x(t)$ – некоторый сигнал во временной области, $X(f)$ – соответствующий ему частотный спектр. Такое представление сигнала позволяет исследовать многие полезные его свойства, поскольку огромное количество физических процессов «по существу» лучше рассматривать

именно в частотной области, а не во временной. Это в первую очередь касается вибраций. Также преобразование Фурье используется для исследования сигналов, распределенных в пространстве. В частности, данный метод используется для оценки периодичности текстуры цифрового изображения. В данном случае он носит название двумерного преобразования Фурье. При этом на компьютере используется не непрерывное, а дискретное преобразование Фурье (ДПФ) ввиду того, что вся цифровая информация представлена в дискретном виде. А реализуется вычислительная процедура разложения сигнала в спектр с помощью алгоритма быстрого преобразования Фурье (БПФ). ЦОС располагает богатым набором инструментов для исследования и обработки сигналов. К ним относятся различные фильтры, преобразования и т.д.

Исследователи при моделировании процесса резания чаще всего поступают следующим образом. Для исследуемой операции проводится эксперимент, в рамках которого меняются определенные параметры процесса обработки (чаще всего режимы резания) в заданных интервалах с определенным шагом. Исследуется зависимость выходных параметров (например, шероховатости обработанной поверхности) от входных. Для математического описания искомой зависимости используют статистические методы, например, регрессионный анализ. Данный подход является классическим при проведении научных экспериментов. В ходе анализа полученных данных можно определить, какие входные параметры оказывают большее влияние на результат операции, построить приближенные формулы, описывающие взаимосвязь между параметрами процесса обработки, и даже провести оптимизацию технологического процесса на основании полученных зависимостей.

Однако с развитием машинного обучения стало ясно, что используемые подходы не являются наиболее точными. Имеется множество подтверждений тому, что нейронная сеть способна лучше аппроксимировать зависимости между параметрами технологического процесса [11, 12]. В

принципе, это неудивительно, поскольку машинное обучение можно рассматривать как развитие статистических методов.

Наряду с искусственными нейронными сетями часто используется подход, основанный на методах нечеткой логики. Основная идея нечеткой логики состоит в том, чтобы заменить стандартные логические «да» и «нет» менее четкими понятиями, которыми будет удобно описать происходящие в природе явления. Так, в теории нечетких множеств вводится понятие степени принадлежности элемента множеству. В классической теории множеств элемент a либо принадлежит множеству A (степень принадлежности равна 1), либо не принадлежит (степень принадлежности равна 0). В теории нечетких множеств степень принадлежности может принимать любое вещественное значение между 0 и 1. Это позволяет существенно упростить разработку многих приложений, делая ее интуитивно более понятной. Алгоритмы нечеткой логики нашли широкое применение для решения различных задач, в том числе задач аппроксимации нелинейных зависимостей, обработки сигналов и изображений, систем нечеткого управления технологическими процессами и т.д. Здесь следует также отметить гибридную технологию ANFIS (Adaptive-Neuro-based Fuzzy Inference System), которая сочетает в себе подходы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей и нечеткой логики. Такая система проектируется как нечеткая, а обучается как нейронная сеть, что очень удобно для разработчика и в то же время позволяет сделать систему оптимальной для решения конкретной задачи путем настройки ее весов при помощи процедуры обучения.

1.2 Цифровой двойник

Цифровой двойник представляет собой ансамбль математических моделей, отражающих различные аспекты процесса обработки и состояния элементов технологической системы, обменивающихся данными между

собой и с физическим объектом-прототипом в режиме реального времени. Ключевым аспектом понятия цифровой двойник является более тесная интеграция виртуального и реального миров. В контексте данной работы цифровой двойник рассматривается как эволюция систем онлайн-диагностики и адаптивного управления технологическим процессом. Данное уточнение необходимо ввиду отсутствия общепринятой терминологии в данной области. Имеется множество примеров разработки цифровых двойников цеха или даже всего предприятия, однако в большинстве случаев ключевым объектом такого двойника является трехмерная модель промышленного объекта. Поскольку в таком случае отсутствует какая-либо обратная связь между моделью и реальным объектом, а также актуализация параметров модели, 3D-модель сама по себе, строго говоря, нельзя называть цифровым двойником. В данной работе упор сделан не на визуализацию, а на разработку математической модели, способной повысить эффективность диагностики и управления процессом резания.

Концепция цифрового двойника предусматривает использование системного подхода при моделировании технологического процесса. Это означает, что необходимо разработать модели для совершенно разных аспектов процесса резания. Задачи, которые решаются при совместном использовании нескольких моделей для обрабатывающей технологической системы, касаются вопросов диагностики и определения состояния различных элементов оборудования, контроля процесса обработки, оптимизации параметров системы и управления. Объектами этих процессов являются оборудование, станочное приспособление, режущий инструмент, заготовка, сам процесс обработки. На основе собранной информации, полученной от реального процесса и в результате моделирования, принимаются решения по коррекции проведения операции, режимов обработки, замены инструмента. Алгоритм взаимодействия показан на рисунке 5.



Рисунок 5 – Схема взаимодействия объекта контроля, цифрового двойника и данных

С одной стороны, оснащение технологического оборудования комплексом датчиков различного назначения и принципов действия расширяет технологические возможности по мониторингу разнохарактерных процессов (силовых, тепловых, вибрационных), повышает надежность получаемой информации за счет дублирования информационных каналов, что позволяет повысить точность анализа и прогнозирования выходных данных. С другой стороны, это значительно усложняет и удорожает систему контроля, что снижает надежность её функционирования, усложняет алгоритмы обработки данных из-за необходимости сбора и согласования различных данных моделирования и данных, получаемых по разнообразным каналам с неодинаковой степенью дискретности. Необходимо при минимальном количестве информационных каналов и датчиков обеспечить максимум достоверной информации по максимально разнообразным аспектам функционирования технологической системы. Использование встроенных систем контроля приводов движения дополняемых минимумом диагностических каналов требует минимального времени и затрат на модернизацию оборудования с максимально возможным эффектом. Поэтому имеет смысл начинать разработку цифрового двойника, располагая только

самыми необходимыми сенсорами, а заданной точности его работы достигать совершенствованием алгоритмов.

Следует отметить, что цифровой двойник находит применение для решения различных производственных задач. Как отмечают исследователи, в перспективе цифровой двойник сможет повысить эффективность управления всем жизненным циклом продукции, начиная от разработки идеи нового продукта и заканчивая его послепродажным обслуживанием. В частности, цифровой двойник может быть использован для виртуального проектирования нового продукта. Это возможно за счет того, что виртуальная модель способна корректно отображать физические зависимости, характерные для реального прототипа. При этом проектирование с помощью цифрового двойника можно разделить на три этапа: концептуальное проектирование, детализированное проектирование и виртуальная верификация. Концептуальное проектирование – это первый и самый важный шаг процесса проектирования продукта, на котором проектировщикам необходимо определиться с будущим направлением проектирования всего продукта. На данной стадии, конструкторы определяют концепцию, эстетику и основные функции нового продукта. В то же время, конструкторам нужно иметь дело с различными видами данных, таких, как удовлетворенность клиентов, продажи продукта, конкурентоспособность продукта, инвестиционные планы и множество прочей информации. Эти данные огромны и разобщены, что делает затруднительным их сбор. С помощью применения цифрового двойника, который может интегрировать все виды данных в физическом пространстве продукта и легко совместить всю информацию, конструкторы могут быстро понять какие именно характеристики продукта требуют улучшения с помощью единого источника информации. Более того, цифровой двойник представляет собой надежный способ отображения физического продукта и может осуществить коммуникацию между клиентами и конструкторами более прозрачной и быстрой с использованием передачи данных в режиме реального времени.

Цифровой двойник может указать верный путь совершенствования нового продукта посредством извлечения максимальной пользы из отзывов пользователей и различных проблем, возникших на стадии эксплуатации продукта прошлых версий.

После завершения концептуального проектирования наступает стадия детализированного проектирования. На данном этапе проектировщикам необходимо завершить проектирование и конструирование прототипа продукта, а также разработку инструментов и оснастки для его производства. Конструкторы должны улучшить схему проектирования продукта, которая включает в себя функции продукта и его внешний вид, конфигурацию, параметры дизайна и тестовые данные на базе прошлого этапа. Стадия детализированного проектирования требует повторяющихся симуляций для уверенности в том, что прототип продукта может достичь желаемой эффективности. Однако, ввиду недостатка данных реального времени и данных под влиянием среды, эффект симуляций не очевиден. К счастью, технология цифрового двойника способна эффективно решить данную проблему, поскольку цифровой двойник функционирует на протяжении всего жизненного цикла физических объектов и всегда может изменяться вместе с ними. Он может вести записи всех данных продукта и влияния среды.

Последняя стадия представляет собой виртуальную верификацию продукта. В традиционной модели, достоверность и выполнимость схемы проектирования не может быть оценена вплоть до производства небольшой партии продукции после завершения проектирования продукта. Это не только увеличит цикл продукции, но также значительно увеличит стоимостные и временные расходы. Если конструкторы выбирают использовать модель на основе цифрового двойника, качество любых частей продукта будет спрогнозировано до того, как они будут фактически произведены, посредством отладки и прогнозирования непосредственно в модели цифрового двойника. Виртуальная верификация с помощью

цифрового двойника способна в полной мере использовать данные оснастки, среды, материалов, физических характеристик потребителей и прошлые данные прошлой версии продукта. Данный метод позволит выявить наличие дефекта конструкции и найти его причину, а, следовательно, сделать перепроектирование быстрым и удобным. Также он может значительно улучшить эффективность конструкции путем упрощения верификации и тестирования.

Также следует отметить тот факт, что цифровой двойник способен не только описать поведение конструкции, но и предложить решения, связанные с реальной системой. Другими словами, он может предоставить операции и сервис для оптимизации вспомогательной системы и прогнозировать поведение физических объектов на основе виртуальных моделей. Следовательно, используя технологию цифрового двойника, проектировщики могут создавать реалистичные сценарии симуляций, чтобы эффективно применить виртуальные тесты на прототипах и точно спрогнозировать реальную эффективность физических продуктов насколько это возможно.

Цифровой двойник также может быть использован для повышения эффективности производства продукции. При этом производство продукта относится ко всему процессу начиная от приема сырых материалов и заканчивая готовой продукцией. В ходе процесса, три основных аспекта включены, а именно, управление ресурсами, план производства и управление технологическим процессом. Сперва, согласно целевому продукту, ресурсы, такие, как материалы, оснастка, инструменты, операторы и т.д. должны быть подготовлены и размещены. Далее, чтобы достичь цели, такие, как снижение затрат, сокращение времени и улучшение качества, план производства должен быть разделен чтобы преопределить производственный процесс, включая механическую обработку заготовок, сборку, логистику и т.д. Затем на стадии реализации состояния в реальном времени, как расписание производства, складирование материала, качество продукции и потребность в

мониторинге и контроле для обеспечения точности, надежности и высокой эффективности процесса. Чтобы осуществить производство продукта, уровень цеха является базовым исполнителем, который предоставляет ресурсы и организует их по порядку чтобы произвести готовую продукцию.

Судя по разработке цехового уровня, грубо можно выделить по опыту три стадии, включающие все, что зависит от физического пространства, появление и усиление информационного пространства и начало взаимодействия между физическим пространством и информационным пространством. После этих стадий, связь между физическим пространством и информационным пространством усилена. Однако, ввиду недостатка данных с обеих сторон, а также их слияния и взаимодействия, серия проблем продолжает существовать на уровне цеха, таких, как недостаток емкости глобальной оптимизации в управлении ресурсами, расхождение между планом производства и актуальным производством и неточность в управлении процессом производства.

Цифровой двойник представляет собой развивающийся и эффективный метод для онлайн взаимодействия и последующей сходимости между физическим пространством и информационным пространством. Цифровой двойник цеха представляет собой новую парадигму для производства продукции. Цифровой двойник цеха включает в себя физический (реальный) цех, виртуальный цех, систему обслуживания цеха и данные цифрового двойника цеха. Физический цех представляет собой набор объективных сущностей, отвечающий за получение производственных задач и предопределенных команд и строгое выполнение команд для производства готовой продукции. Виртуальный цех – это ультра-высокоточное и полностью цифровизированное представление физического цеха, которое может производить симуляции и прогнозирование для планов производства и процесса, разрабатывать стратегии оптимизации для обслуживающей системы цеха, а также производить мониторинг и регулировать процесс производства в режиме реального времени. Система обслуживания цеха

представляет собой множество обслуживающих систем, предоставляющих поддержку и сервисы для производства продукции. Данные цифрового двойника цеха подразумевают под собой все данные, связанные с физическим цехом, виртуальным цехом и системой обслуживания цеха, а также данные, полученные в результате слияния всех трех вышеупомянутых частей, и предоставляют движущую силу для цифрового двойника цеха.

Также перспективно применение технологии цифрового двойника для обслуживания продукта. Это относится к фазам жизненного цикла продукта, которые идут после продажи, включая фазы эксплуатации и развертывания продукта. В ходе этих двух фаз потребители в большей степени нуждаются в надежности и удобстве продукта, в то время как производители в основном заинтересованы в информации о текущем операционном состоянии продукта, его способности к эксплуатации и т.д.

Для сложных продуктов, таких, как, например, самолет, автомобиль и силовое электрооборудование, они характеризуются комплексной структурой, множеством запасных частей, гетерогенными и многофункциональными материалами, а также непоследовательным выходом из строя функций материалов. Любой из дефектов и повреждений может привести к нежелательной неисправности продукта и даже к серьезным инцидентам с безопасностью. Таким образом, особенно важно проводить ежедневную диагностику для таких сложных продуктов. С помощью технологии цифрового двойника, выход из строя и аномальные события могут быть поняты, и неожиданные проблемы могут быть спрогнозированы заранее.

2. Проектирование аппаратной части цифрового двойника

Для построения диагностической системы могут быть использованы различные датчики, предоставляющие информацию о процессе резания. В данном разделе рассматриваются различные датчики для компоновки диагностической системы, их преимущества и недостатки.

Требования, в общем предъявляемые к различным сенсорам, используемым для онлайн-диагностики процесса резания, достаточно просты. Сенсоры должны иметь определенный частотный диапазон, хорошее отношение сигнал-шум, а также предоставлять сигналы, которые тесно связаны с состоянием технологического процесса. В свою очередь, датчики должны быть практичными, чтобы их можно было без труда устанавливать и использовать на металлорежущем оборудовании в производственных условиях.

Используемые сенсоры классифицируются прежде всего по физической природе измеряемых ими величин. Кратко рассмотрим наиболее часто применяемые для диагностики процесса резания датчики.

В первую очередь следует отметить датчики деформаций и перемещений. В практике описываемой работы неоднократно использовались токовихревые датчики BENTLY-NEVADA (рисунок 6). Данные сенсоры способны измерять перемещения компонентов технологической системы (например, заготовки или инструмента) с точностью до 1 мкм. Принцип действия токовихревого датчика основан на взаимодействии внешнего магнитного поля с электромагнитным полем вихревых токов, которые наводятся в проводящем объекте возбуждающей катушкой. При этом выходное напряжение датчика пропорционально расстоянию от датчика до электропроводящего объекта. Данная информация полезна при контроле точности обработки, уровня вибраций, косвенном измерении силовой нагрузки и в других приложениях.

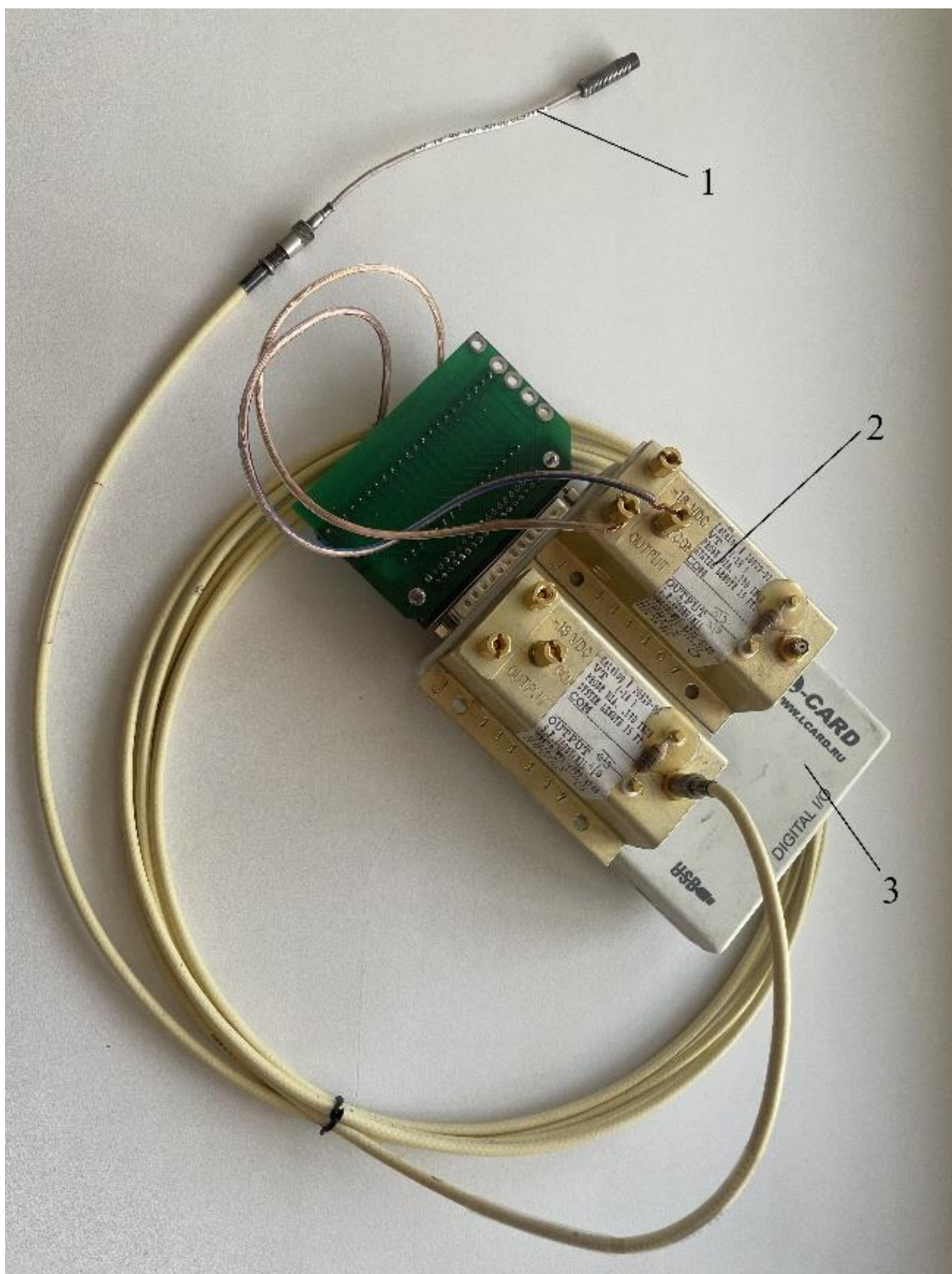


Рисунок 6 – Токовихревой датчик. 1 – датчик BENTLY-NEVADA, 2 – преобразователь, 3 – АЦП L-CARD

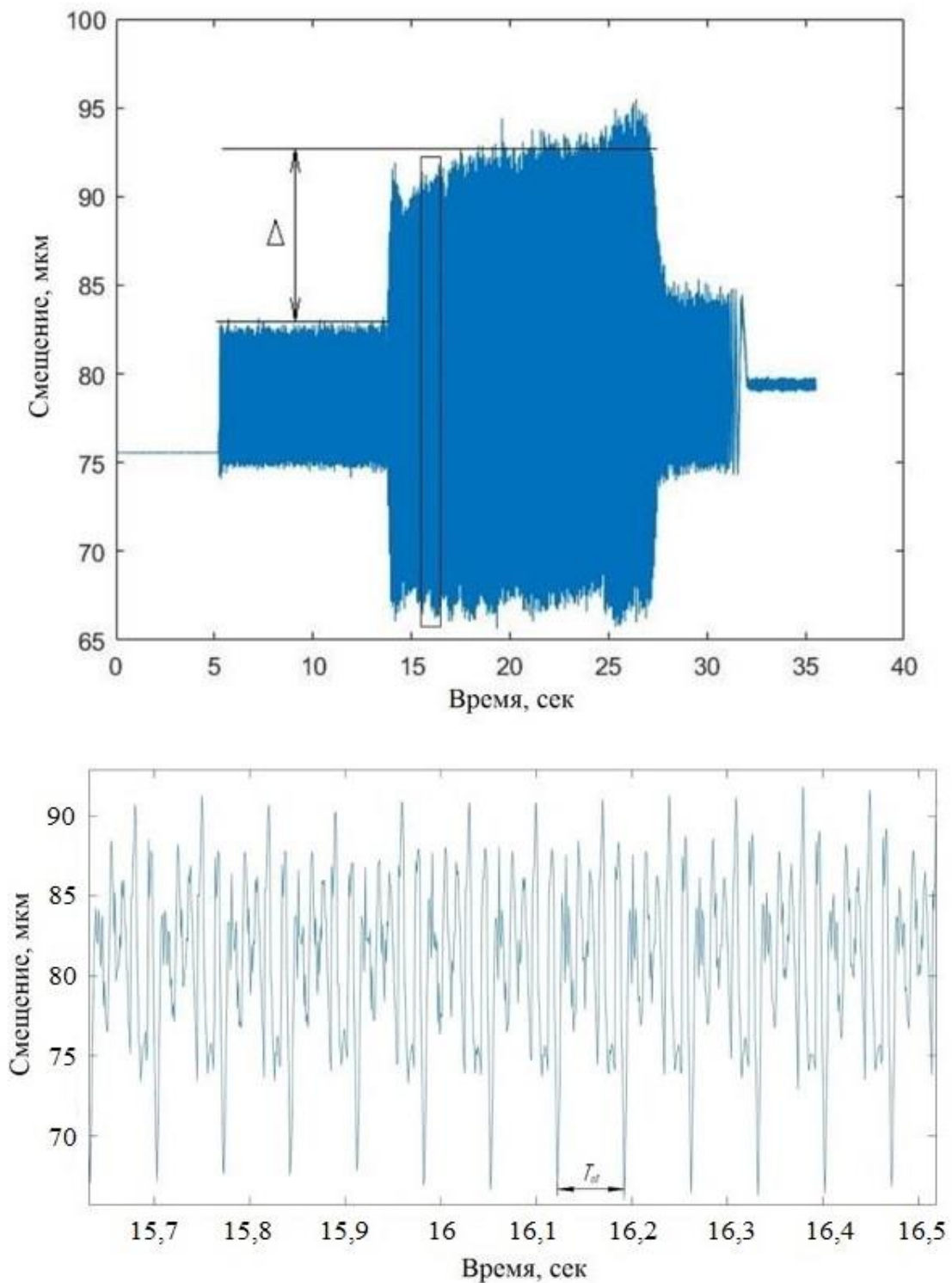


Рисунок 7 – Сигнал смещения фрезерной оправки

Приведем пример использования токовихревого датчика для косвенного измерения силовой нагрузки при торцовом фрезеровании. На рисунке 7 представлен сигнал датчика BENTLY-NEVADA, полученный при торцовом фрезеровании заготовки из титанового сплава BT6. Запись

производилась с частотой дискретизации до 5 кГц. Полученный сигнал о смещениях фрезы под действием горизонтальной составляющей силы резания P_r в микрометрах имеет явно выраженные участки, соответствующие холостому ходу, этапу резания и остановки станка (рисунок 7). Разница в уровне сигнала Δ на двух последовательных этапах обусловлена силой резания. Чтобы вычислить P_r , необходимо смещение Δ умножить на жёсткость оправки k :

$$P_r = k\Delta \quad (7)$$

Статическая жёсткость инструментальной оправки определялась экспериментально путем силового нагружения при помощи динамометра. Жесткость далее определялась по формуле $k = F/x$, Н/м. Получено значение жёсткости $k = 6,8 \cdot 10^6$ Н/м = 6,8 Н/мкм. Для того, чтобы перейти от горизонтальной составляющей силы резания P_r к тангенциальной составляющей P_z , использовано соотношение из [3]:

$$P_z = 0,3...0,4P_r. \quad (8)$$

Таким образом, $P_z = P_r/0,3$. Благодаря высокой частоте записи сигнала имеется возможность диагностировать процессы стружкообразования при резании, что является преимуществом подхода к косвенному измерению силы резания, основанному на применении бесконтактных токовихревых датчиков.

Помимо датчиков механических величин немаловажную роль в повышении эффективности производства играют датчики температуры. Температура резания является важным параметром, который должен учитываться при разработке технологического процесса [6]. В зависимости от целей измерений все методы экспериментальных исследований тепловых

потоков и температур в технологических системах классифицируют в соответствии с рисунком 8.

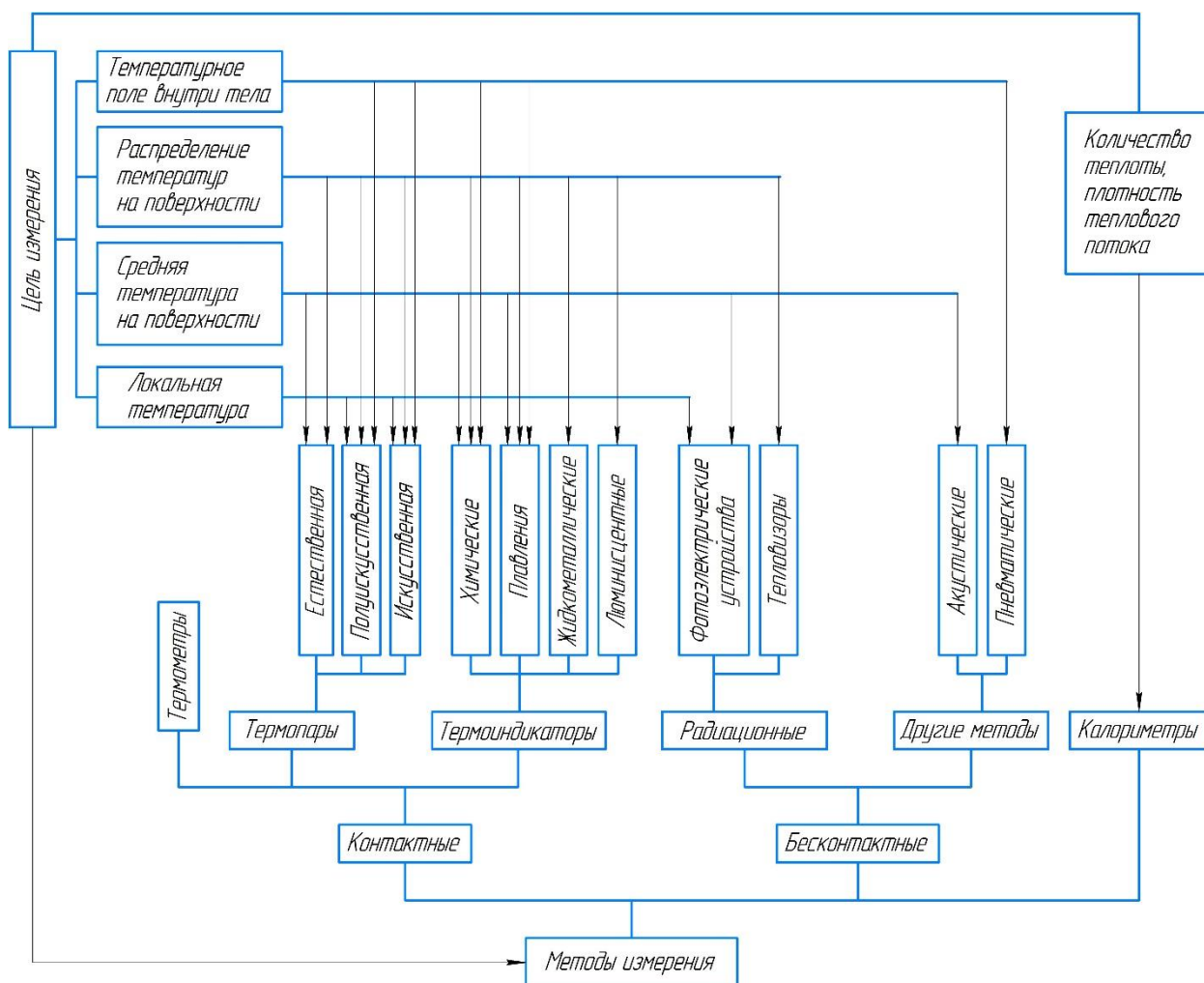


Рисунок 8 – Методы экспериментального исследования тепловых потоков и температур в технологических системах

Наиболее удобными для практического применения являются тепловизионные системы. В данной работе используется компактный тепловизор Seek Thermal Compact XR, способный измерять температуру в диапазоне от -50 до $+330$ °C с точностью 1 °C [13]. Данный тепловизор является новинкой на рынке подобного оборудования и при высокой точности измерения может быть отнесен к бюджетному оборудованию. При этом данный тепловизор удобен в практическом применении на станочном оборудовании ввиду своей компактности (рисунок 9). Несмотря на отсутствие лицензионного программного обеспечения для использования

тепловизора с персональным компьютером (ввиду того, что он создавался для использования со смартфонами), подобное приложение можно написать самостоятельно.



Рисунок 9 – Тепловизор Seek Thermal Compact XR

Получаемое с помощью тепловизора изображение предоставляет информацию о температуре инструмента, заготовки и стружки при резании с частотой 6-8 Гц (рисунок 10).

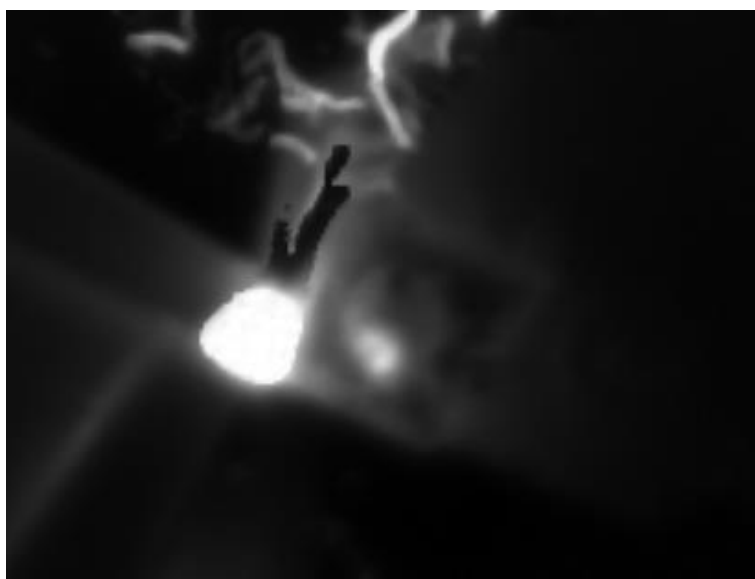


Рисунок 10 – Изображение с тепловизора Seek Thermal при точении

Часто в лабораторных условиях используются датчики ускорения, или акселерометры. Для примера рассмотрим акселерометр BC 111 производства ZETLAB. Данный сенсор предоставляет информацию об ускорении объекта, на котором он закреплен. Примером использования акселерометра является задача определения собственных частот колебаний резца, закрепленного в резцедержателе. В этом случае акселерометр крепится на державку резца с помощью магнитного кубика AM51. Далее по державке производится удар молотком, регистрируется запись колебаний державки, по которой делается вывод о спектре частот свободных колебаний режущего инструмента с помощью Фурье-преобразования соответствующего временного ряда.

В настоящее время развивается направление, связанное с использованием измерительных микрофонов для онлайн-диагностики износа режущего инструмента[14]. Как известно, по мере приближения износа резца к критическому возрастает амплитуда звуковых колебаний, а также их частота. Операторы металлорежущего оборудования в таком случае говорят, что появляется грохот или свист. Микрофон в таком случае уместно применять для повышения объективности акустической диагностики состояния режущего инструмента. Для подобных целей подходит микрофон ZET 501. Микрофон удобно использовать на станке, поскольку для его работы не требуется точное позиционирование.

Оборудование ZETLAB используется в комплекте с двухканальной платой сбора данных ZET 017-U2 (рисунок 11).



Рисунок 11 – Датчики и плата сбора данных ZETLAB. Внизу слева направо: акселерометр BC 111, магнитный кубик AM51 для крепления акселерометра, микрофон ZET 501.

Для диагностики процесса резания необходимо косвенно измерять силовую нагрузку. Это нужно для решения целого ряда задач. Так, известно, что сила резания является главным признаком износа режущего инструмента. При возрастании силы резания также растут упругие перемещения компонентов технологической системы, что приводит к возникновению

погрешностей размеров и формы поверхностей заготовок. Измерение силы резания также полезно при диагностике вибраций в ходе обработки. Одним из самых простых и дешевых методов измерения сил при обработке является метод, основанный на измерении силы тока в обмотках привода. Как известно, крутящий момент электродвигателя пропорционален силе тока в его обмотках. Этот факт можно использовать при диагностике процесса резания. При этом для измерения силы тока в обмотках двигателя удобно воспользоваться датчиком Холла. Действие датчика Холла основано на физическом эффекте, открытом американским физиком Эдвином Холлом в 1879 году. Суть эффекта заключается в возникновении электродвижущей силы (ЭДС) при помещении проводника с током в магнитное поле. При этом датчики используют этот эффект следующим образом. Проводник, ток в котором нужно измерить, помещается в отверстие в датчике. Возникающее вокруг проводника с током магнитное поле за счет эффекта Холла вызывает ЭДС в цепи датчика, по которой течет свой ток. В итоге, измерив возникшую ЭДС, можно сделать вывод о силе тока в проводнике. К достоинствам метода относится наличие гальванической развязки между датчиком и силовой обмоткой электродвигателя. Датчик прост в монтаже, универсален, не требует разрывов цепей, дешев.

Для измерения силы резания в лабораторных условиях применяются специальные тензометрические системы. Среди наиболее известных следует отметить швейцарский динамометр фирмы Kistler, а также отечественный УДМ-600. Принцип действия тензометрических систем основан на использовании тензорезисторов – резисторов, меняющих свое сопротивление при деформации. Ввиду сложности электроники и высокой точности приборов стоимость тензометрических систем может превышать стоимость металлорежущего станка. Однако и такие системы не лишены недостатков. Так, они способны измерить не саму силу резания, а только ее ортогональные составляющие P_z , P_x и P_y . Подобные системы находят применение исключительно в лабораторных условиях.

В последнее время проводятся значимые исследования по диагностике состояния режущего инструмента на основе сигнала акустической эмиссии (АЭ). В АЭ переходные упругие волны генерируются за счет изменений в источнике энергии. Эти упругие колебания преобразуются в электрическое напряжение с помощью преобразователя акустической эмиссии. Исследованиями установлено, что метод АЭ имеет более высокую чувствительность по сравнению с другими сенсорами ввиду более широкого диапазона регистрации. Выяснилось, что АЭ способна зарегистрировать процесс деформации в микромасштабе, особенно при мониторинге изменения положения вершины режущего инструмента, вызванного его износом. Исследователями установлена высокая корреляция между частотными параметрами сигналов АЭ и износом инструмента. Выделяют несколько значимых явлений, которые оказывают влияние на форму сигналов АЭ при точении. Среди них износ режущего инструмента, пластическая деформация, и наростообразование. Исследователи разделяют сигналы АЭ на две части: непрерывную (статическую) и скачкообразную (динамическую). Динамическая часть возникает из-за процессов стружкообразования и поломки инструмента, в то время как статическая часть является следствием износа инструмента и пластической деформации заготовки. В качестве примера датчика, используемого для регистрации сигнала АЭ, можно привести Kistler 8152B211. В зависимости от модели, данный датчик способен измерять сигнал в частотном диапазоне от 50 до 400 кГц, либо от 100 до 900 кГц.

Отдельно следует упомянуть датчики, встраиваемые в станки с ЧПУ для прецизионного контроля положения исполнительных механизмов станка. К таким датчикам в первую очередь следует отнести энкодеры. Энкодер – это датчик угла поворота вала. По принципу действия существуют различные виды энкодеров. Так, бывают инкрементальные и абсолютные энкодеры. Инкрементальные энкодеры генерируют очередной импульс только если вал поворачивается на определенный угол. Абсолютные энкодеры способны

измерять абсолютный текущий угол поворота вала. Поскольку инкрементальные энкодеры конструктивно проще, они более распространены в промышленности. Абсолютные энкодеры применяются в специальных приложениях. По физическому принципу действия энкодеры бывают оптические и магнитные. В оптических энкодерах используется диск с прорезями, а также оптопара, состоящая из излучателя и приемника инфракрасного излучения. В магнитных энкодерах используется магнитный диск и датчик Холла. При этом в инкрементальных энкодерах используют два датчика для генерации двух сигналов со сдвигом на четверть фазы. Это необходимо для определения текущего направления вращения энкодера – против или по часовой стрелке. Одной из главных технических характеристик инкрементального энкодера является число импульсов на один оборот. Чем выше этот показатель, тем точнее можно определить угол поворота вала. С помощью энкодера можно определить не только текущую угловую позицию вала, но и его угловую скорость, проинтегрировав сигнал по времени.

Наряду с энкодерами в приводах станка с ЧПУ могут использоваться тахогенераторы для измерения угловой скорости вращения вала. Тахогенератор представляет собой компактный электродвигатель, который присоединен к валу и чей ротор вращается с валом синхронно. При вращении ротора в обмотках тахогенератора возбуждается ЭДС, по величине которой судят о скорости вращения вала.

При проведении исследований необходимо придерживаться идеи о том, что параллельно с производством непосредственно конечной продукции необходимо наладить процесс производства информации о ходе технологического процесса. Эта идея высказывалась еще в советское время [15], однако сейчас ее стало реализовать значительно проще ввиду значительного прогресса в области электроники и развития прикладной математики. Таким образом, на этапе исследований диагностическая система является априори избыточной по количеству используемых сенсоров.

Для использования на производстве диагностическая система должна удовлетворять определенным требованиям. Прежде всего, используемые датчики должны быть защищены от повреждений и искажений сигналов в производственных условиях из-за попадания на датчик стружки, СОТС или действий персонала. В этой связи использование, например, токовихревых датчиков затруднительно, поскольку попадание стружки в зону действия измерительной головки способно сильно исказить сигнал датчика. Также используемая система диагностики должна быть рентабельной, а значит, не слишком дорогой. В связи с этим использование тензометрических средств для высокоточного измерения сил резания производится исключительно в лабораторных условиях. В то же время система должна обладать высокой точностью и робастностью, отражать различные физические аспекты протекания технологического процесса (силовой, тепловой, вибрационный и др.). Таким образом, разработка диагностической системы для промышленного применения представляет собой компромисс между точностью, стоимостью, практичностью и другими параметрами.

Для решения данной проблемы можно использовать подход, основанный на применении небольшого количества бюджетных легко встраиваемых в станок датчиков, прямо или косвенно измеряющих необходимые параметры, а также развития подходов интеллектуального анализа данных на основе машинного обучения. Искусственные нейронные сети способны существенно повысить эффективность диагностических систем с минимальными дополнительными затратами.

3. Разработка алгоритма диагностики твердого течения

С точки зрения математики задача онлайн-диагностики процесса резания представляет собой задачу моделирования сильно нелинейного процесса. В этой связи напрашивается использование методов искусственного интеллекта в качестве ядра разрабатываемого цифрового двойника. Современные методы глубокого обучения достигли больших успехов в решении задач, ранее считавшихся доступными только человеку [16].

Последовательность действий при разработке алгоритма на основе машинного обучения включает в себя следующие этапы:

1) сбор экспериментальных данных. Лабораторные или производственные испытания вполне можно рассматривать как процесс производства данных, который может происходить параллельно с производством готовой продукции (например, деталей машин). При этом необходимо тщательно спланировать данный процесс для достижения наилучшего результата при минимальных затратах. Для этого часто используются основные положения теории планирования эксперимента. Также следует по возможности проводить измерение как можно большего числа параметров технологического процесса, даже если кажется, что для решения поставленной задачи дополнительная информация будет излишней. Собранные данные могут пригодиться в дальнейшем для решения новых задач или уточнения уже разработанных математических моделей;

2) предварительная обработка сырых данных. Так называемый «препроцессинг» данных. Наряду с экспериментом является наиболее трудоемким и важным этапом при решении задачи. На этом этапе необходимо выполнить статистическую обработку данных, убрать значения, сильно отличающиеся от типичных для данного параметра процесса обработки (выбросы), заполнить пропуски в данных (если таковые имеются), а также свести данные к одному масштабу (нормировать). Последний шаг

необходим для того, чтобы изначальный вклад каждого признака в решение итоговой задачи был примерно одинаков. В конечном итоге модель (нейронная сеть) после обучения сможет самостоятельно определить вклад каждого признака в итоговый результат. Например, известно, что сила резания при твердом точении наиболее зависит от подачи, а не от скорости резания, как происходит при обработке пластичных сплавов;

3) выбор архитектуры модели. На данном этапе происходит работа непосредственно с самой нейросетью. Выбор архитектуры модели зависит от постановки задачи. Например, для решения несложных задач регрессии подходит сеть прямого распространения (наподобие персептрона), для решения задач классификации данных можно использовать радиально-базисные нейросети (основанные на использовании радиально-базисных функций, radial-basis functions, RBF), метод опорных векторов (основная идея – увеличение размерности пространства признаков для их линейной классификации) и т.д (рисунки 12-14). Здесь следует отдельно упомянуть о старом и новом подходах к нейросетевому моделированию.

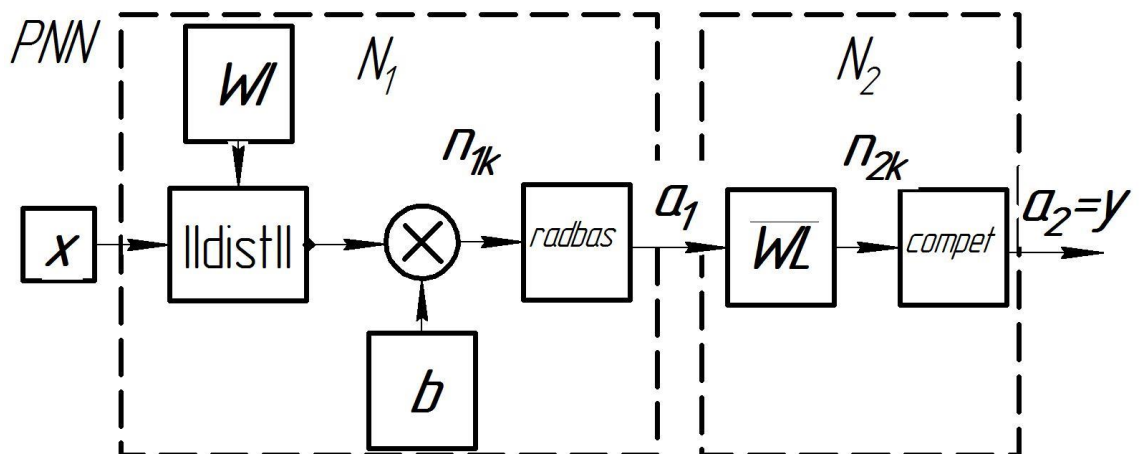


Рисунок 12 – Архитектура сети PNN

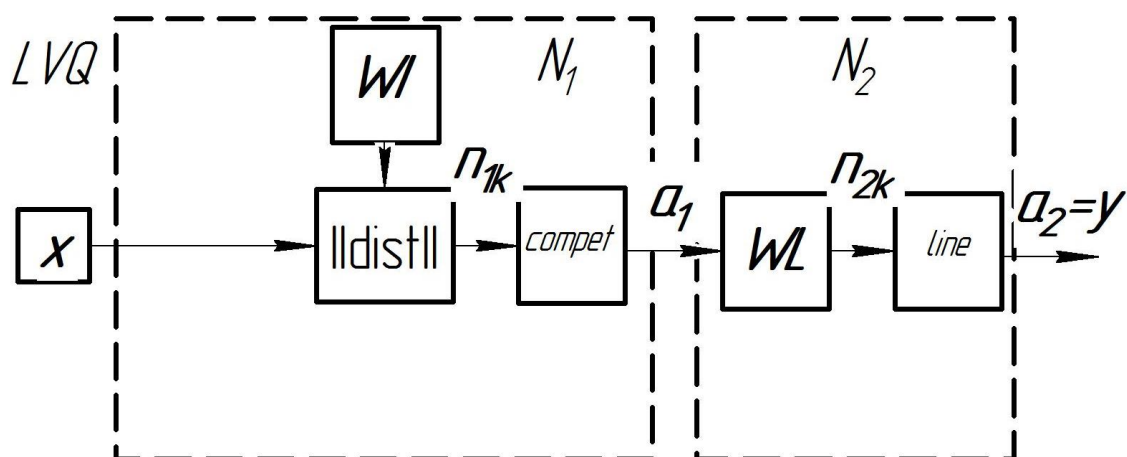


Рисунок 13 – Архитектура сети LVQ

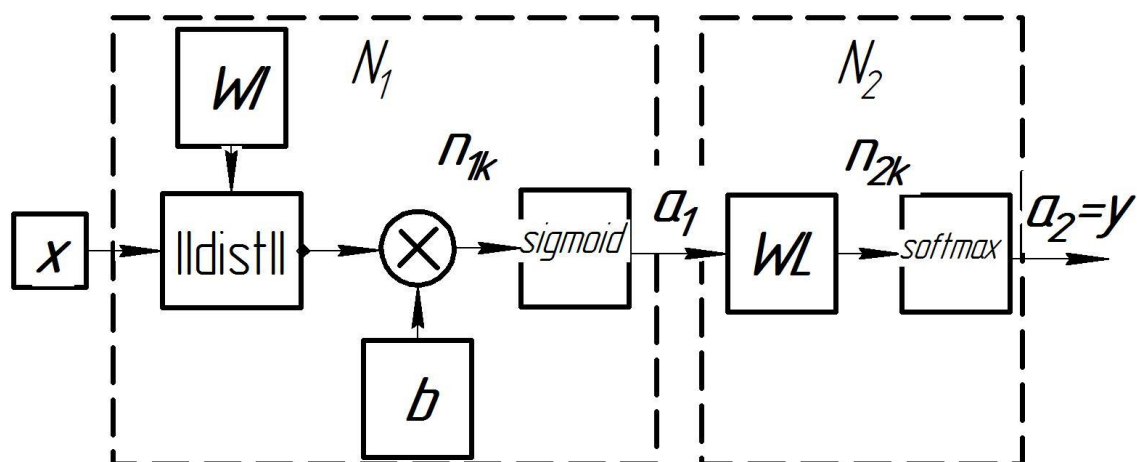


Рисунок 14 – Архитектура двухслойной сети прямого распространения

При классическом подходе нейронная сеть получает на вход некоторые признаки сигнала (временного ряда), полученного в результате эксперимента. К таким признакам можно отнести, например, среднее значение сигнала, его размах, коэффициент асимметрии (статистические параметры), значение частоты спектра сигнала с максимальной амплитудой (пример частотного параметра) и т.д. При этом сеть будет решать задачу на основе упомянутых выше признаков сигнала. При этом, очевидно, теряется значительное количество информации о динамике протекания процесса обработки. Также выбор информативных признаков зависит от опыта и квалификации разработчика алгоритма, что, в свою очередь, вносит дополнительный субъективный фактор в работу системы.

Современный подход основан на методах глубокого обучения. При таком подходе на вход глубокой нейросети, состоящей из более чем двух слоев, подается весь исходный сигнал (предварительно очищенный от шумов). При этом сеть в процессе обучения использует всю информацию, заложенную в сигнале. Так, для обработки временных рядов (в частности, сигналов с датчиков) используются сети с долгосрочной кратковременной памятью (Long Short-Term Memory, LSTM), которые способны запоминать контекст и сохранять информацию о нем для анализа сигнала в более позднем временном интервале. В свою очередь, для работы с изображениями и видео используются сверточные нейросети (Convolutional Neural Network, CNN), способные извлекать информативные признаки изображения на разных иерархических уровнях (рисунок 15). Впервые данную архитектуру предложил французский математик Ян Лекун в работе [17]. Недостатками подобного подхода являются необходимость сбора выборки очень большого размера (от десятков тысяч до миллионов обучающих примеров) и использование значительных вычислительных ресурсов при обучении сети. При этом оба недостатка компенсируются развитием электроники, особенно первый. Описанные отличия подходов изображены на схеме рисунок 16;

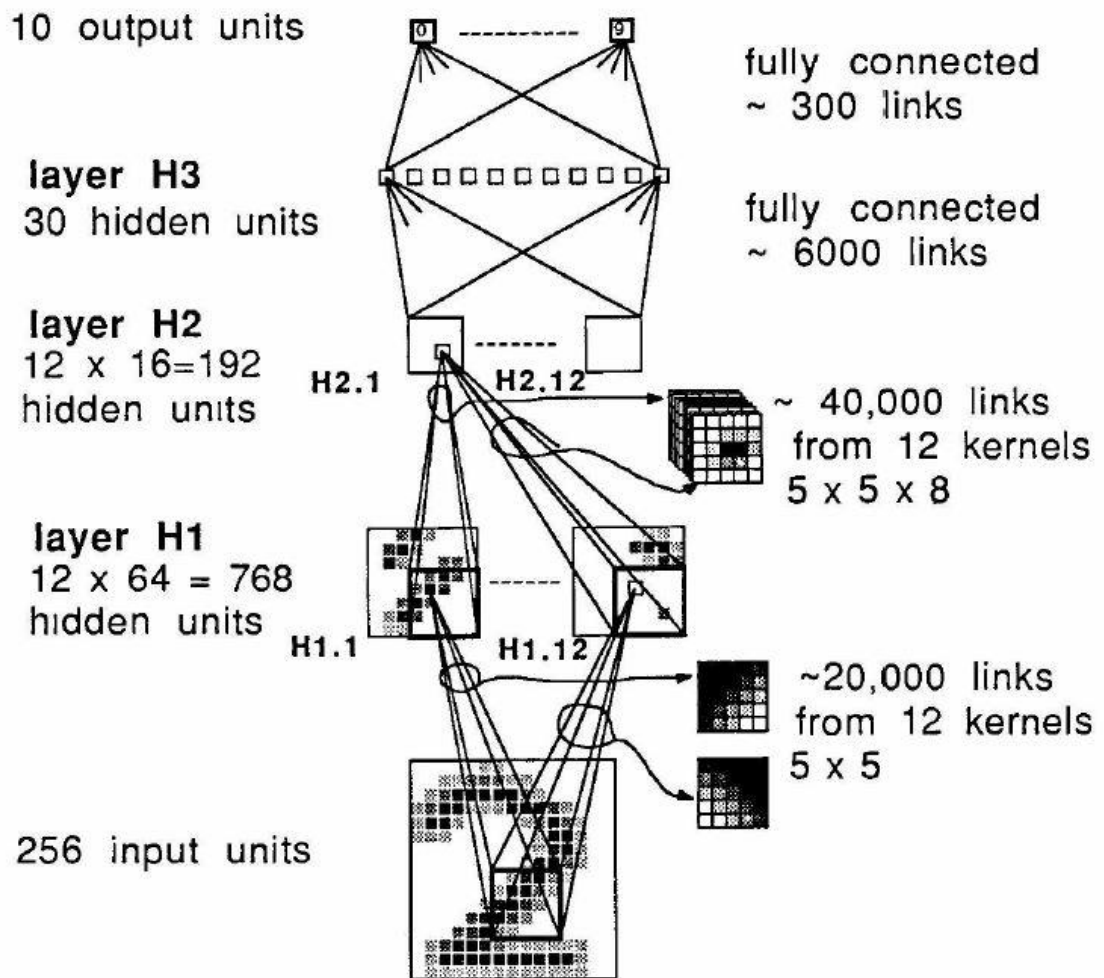


Рисунок 15 – Сверточная нейронная сеть на примере задачи распознавания рукописных цифр

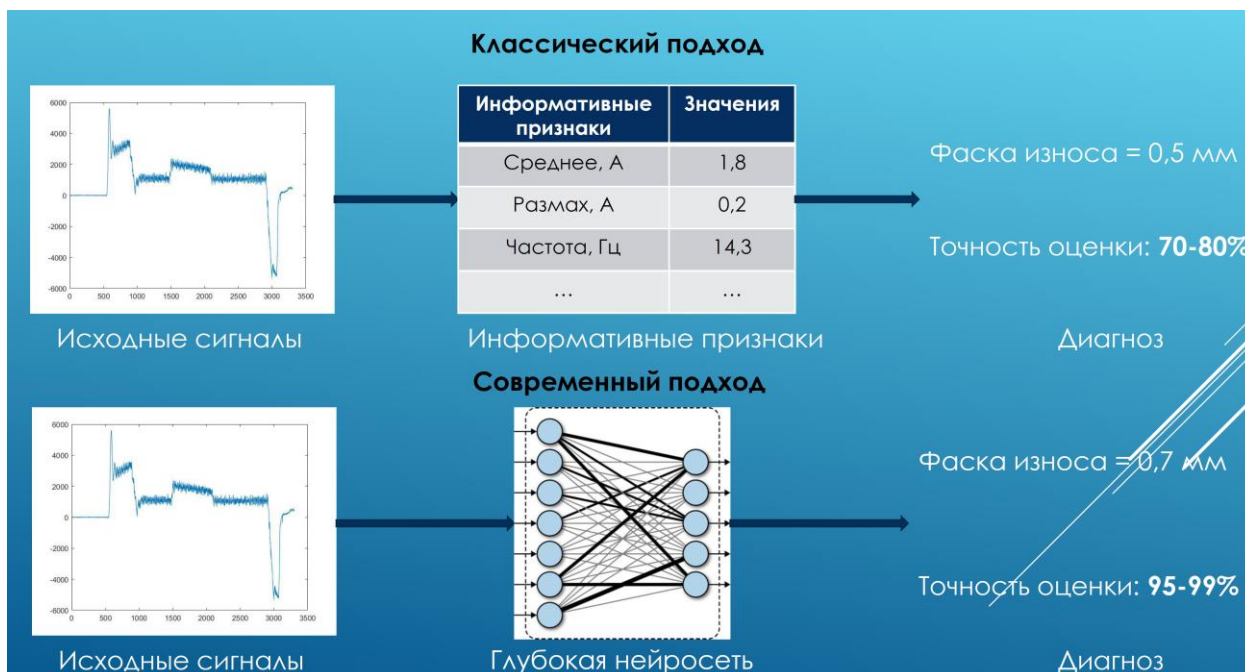


Рисунок 16 – Классический и современный подходы машинного обучения

4) обучение нейронной сети. Данный процесс происходит автоматически, причем алгоритмы обучения схожи как для простых сетей с десятками нейронов в одном скрытом слое, так и для глубоких сетей с несколькими скрытыми слоями и тысячами и даже миллионами нейронов. Суть процесса обучения сети состоит в такой настройке ее весов, которая обеспечит решение сетью поставленной задачи. Настройка происходит итеративно (пошагово) и преследует своей целью минимизацию функции ошибки сети. При так называемом обучении с учителем (когда сеть располагает «правильными» ответами, которые она должна выдавать) чаще всего используется метод обратного распространения ошибки;

5) тестирование работы модели. На данном этапе обученная модель тестируется на выборке данных, которая изначально не использовалась при обучении. Это необходимо для проверки способности нейросети к обобщению. В случае недостаточной точности модели принимаются методы по повышению ее качества. Так, разработчик может варьировать так называемые гиперпараметры сети (скорость обучения, количество нейронов в слоях и т.д.) для достижения лучшего результата. Четкой методики на

данный момент не разработано, поэтому приходится много экспериментировать. При этом также для повышения точности работы модели часто используется метод ансамбля моделей, когда несколько разных нейросетей, обученных решать одну и ту же задачу, объединяются в ансамбль, конечный итог работы которого определяется процедурой голосования (например, в задачах классификации данных);

б) развертывание нейросети. Здесь происходит компиляция обученной нейросети в виде программного кода, содержащего в том числе массивы весов нейронов сети. В дальнейшем код может быть загружен на электронное устройство, которое будет производить вычисления в соответствии с нейросетевым алгоритмом. Часто для работы с нейросетями используют программируемые логические схемы (ПЛИСы). Суть их работы заключается в том, что программирование происходит не столько на уровне логики, сколько на уровне аппаратной архитектуры контроллера. То есть электронная схема ПЛИС-микросхемы подстраивается под загружаемый в нее алгоритм, в частности, нейронную сеть. Это приводит к повышению скорости вычислений, что необходимо для оперативной работы модели в режиме реального времени. Также следует отметить, что работа обученной нейронной сети происходит значительно быстрее, нежели ее обучение.

Алгоритм работы с нейронной сетью представлен на рисунке 17.

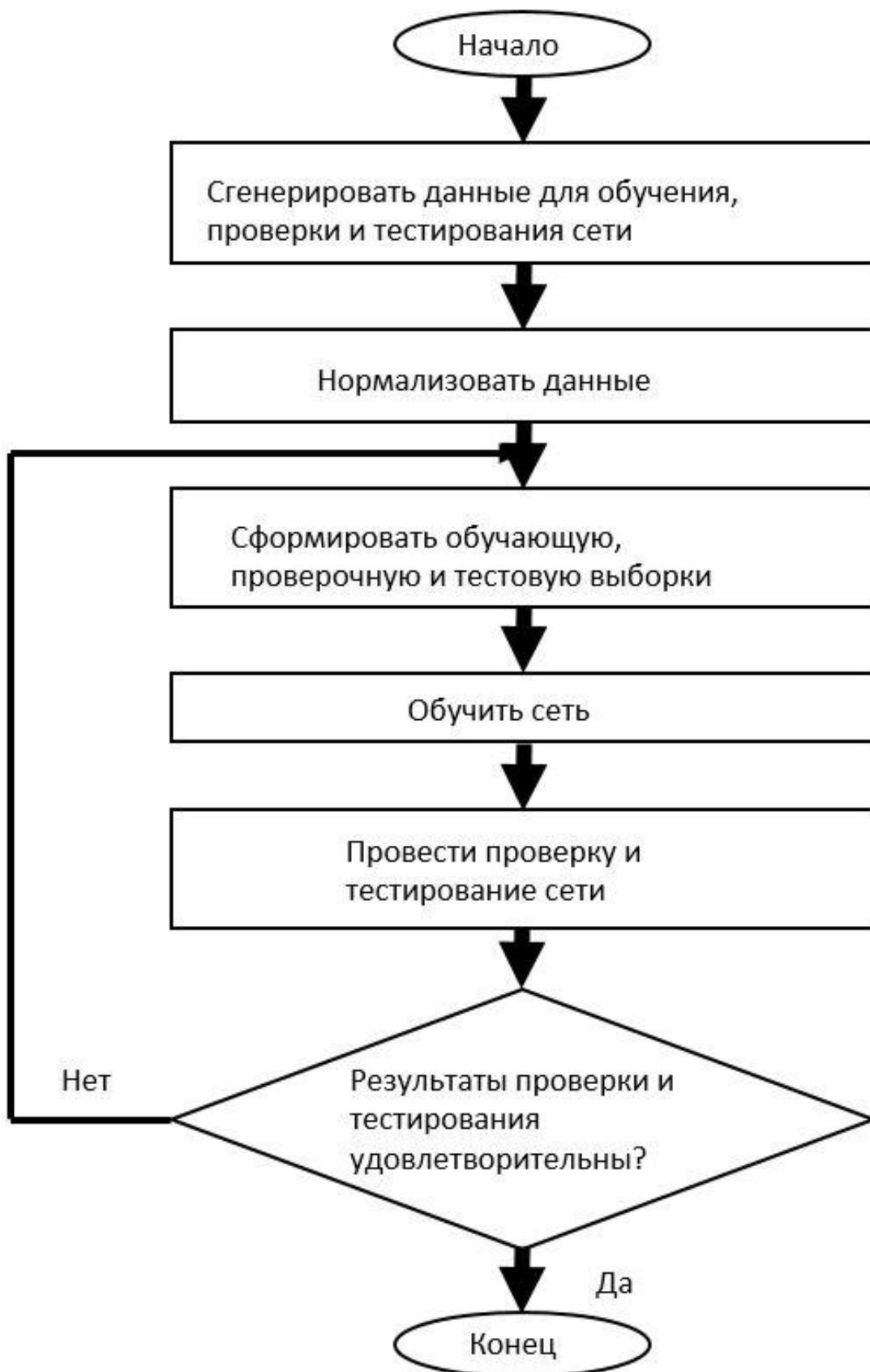


Рисунок 17 – Алгоритм работы с нейронной сетью

Машинное обучение представляет собой быстро развивающуюся область прикладной математики. Концепции, заложенные в работу современных алгоритмов, достаточно разнообразны. Они включают в себя базовые идеи теории вероятностей и математической статистики, теории оптимизации, нелинейной динамики и многих других математических дисциплин. Поэтому нейронные сети представляют собой эффективный метод решения технологических задач.

В рамках данной работы поставлена задача разработать алгоритм, способный на основании данных встроенной подсистемы диагностики станка с ЧПУ оценивать в режиме реального времени качество обработанной поверхности и тип стружки на примере твердого точения стали ХВГ.

Проведен эксперимент по торцовому подрезанию кольцевых заготовок из стали ХВГ. Твердость заготовок после закалки составила 55 HRC (рисунок 18). В ходе трехфакторного эксперимента изменялись режимы обработки, а именно скорость резания ($v = 150; 250; 300; 400$ м/мин), подача ($s = 0,1; 0,2; 0,3$ мм/об) и глубина резания ($t = 0,1; 0,2; 0,3; 0,4$ мм). Эксперимент проведен на токарном станке с ЧПУ модели 16Б16Т1С1. Обработка произведена пластиной из кубического нитрида бора производства Mitsubishi Materials. СОТС в ходе обработки не использовалась. В результате эксперимента получены данные о зависимости качества поверхности и типа стружки от режимов обработки.

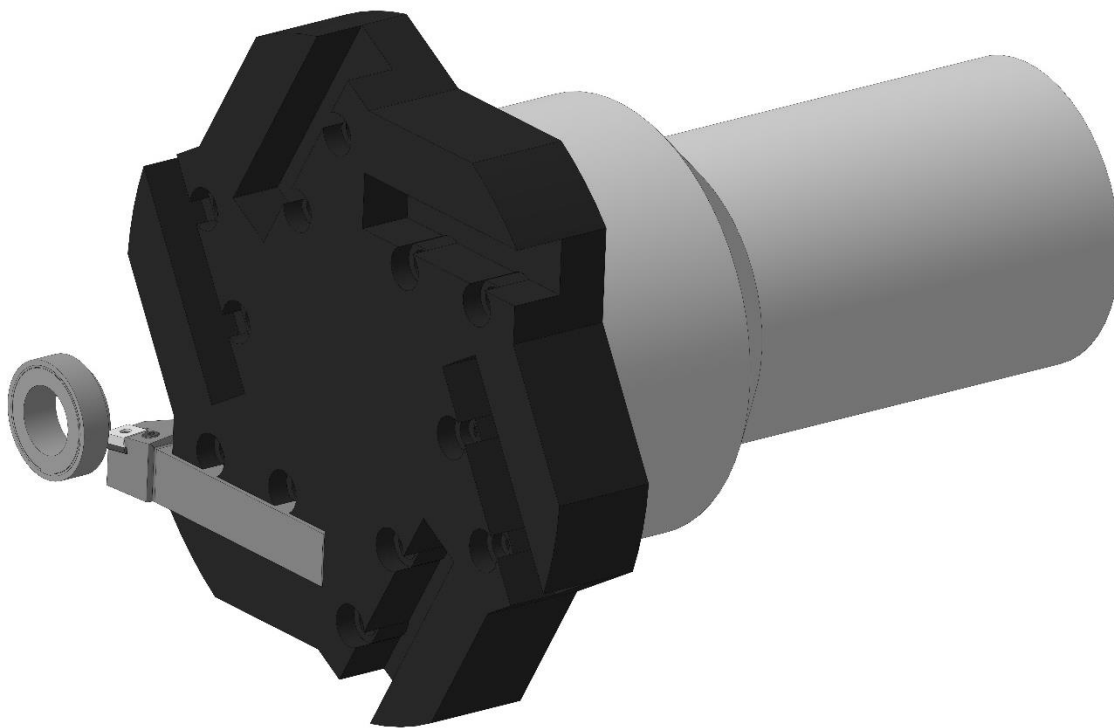


Рисунок 18 – Трёхмерная модель процесса обработки

Твёрдое точение (англ. Hard turning) представляет собой токарную обработку материала твёрдостью более 47 HRC [18]. Твёрдое точение зачастую применяется при производстве подшипников, зубчатых колес, валов и других деталей машин как альтернатива шлифованию [19]. При твёрдом точении, в отличие от шлифования, имеет место альтернативная организация технологического маршрута обработки заготовок деталей машин. Такая организация процесса производства имеет серьезные преимущества. Так, при использовании твёрдого точения требуется меньшее количество технологических операций, что влечет за собой преимущества в виде сохранения энергии, сокращения машинного времени путем отказа от вторичной термической обработки и шлифования [20]. Также твёрдое точение более гибкое, чем шлифование, имеется возможность обработки сложной геометрии заготовки за один установ. Скорость съёма материала при твёрдом точении намного выше, чем при шлифовании, что приводит к сокращению машинного времени. Геометрия и качество поверхности сравнимы с получаемыми шлифованием [21]. Самое существенное отличие

твердого точения от шлифования заключается в том, что твердое точение может привести к относительно глубоким остаточным напряжениям сжатия. Однако в целом глубокие остаточные напряжения сжатия после твердого точения предпочтительны для повышения усталостной выносливости, например, в парах трения качения [22]. Чтобы твердое точение стало реальной альтернативой шлифованию, необходимо правильно назначать параметры обработки в каждом конкретном случае. Параметры процесса при твердом точении имеют более узкие диапазоны приемлемых значений по сравнению с обычной токарной обработкой. В свою очередь, ошибка при оптимизации процесса может привести к комбинации нежелательных последствий, таких, как низкая стойкость инструмента, низкое качество поверхности, неприемлемая точность размеров или возникновение вибраций [23]. Также при твердом точении важно определить механизмы и факторы, приводящие к образованию пилообразной стружки.

Для процесса твердого точения важно рассмотреть вопросы, связанные с качеством обработанной поверхности. Одним из важнейших показателей качества обработанной поверхности являются остаточные напряжения.

Остаточные напряжения представляют собой напряженное состояние, которое существует в заготовке после снятия всех внешних нагрузок. При оценке качества поверхности остаточные напряжения часто рассматриваются как один из наиболее значимых параметров, поскольку они оказывают прямой эффект на усталостную выносливость деталей машин. Эффекты остаточных напряжений могут быть как положительными, так и отрицательными, что влияет на поведение при деформации, усталостную выносливость, динамическую прочность, химическую стойкость и магнитные свойства обработанных материалов [24]. Остаточные напряжения могут возникнуть из-за термической обработки, механической обработки, охлаждения или других процессов. Хорошо известно, что остаточные напряжения сжатия на поверхностях заготовок деталей машин имеют положительные эффекты по отношению к усталостной выносливости, распространению трещин и

коррозионную устойчивость материалов, в то время как остаточные напряжения растяжения оказывают негативное воздействие на свойства материала. Напряжения сжатия приводят к формированию закрытой трещины, в то время как растягивающие напряжения увеличивают напряженное состояние в трещине. Поскольку трещинообразование является главной причиной усталостного разрушения, для процесса механической обработки необходимо выбрать такие параметры, которые могут привести к остаточным напряжениям сжатия [21]. Проведено исследование остаточных напряжений после твердого точения [25]. Испытания на усталостную выносливость показывают, что данный параметр для заготовок, обработанных твердым точением, сопоставим со значением после шлифования из-за высоких остаточных напряжений сжатия в приповерхностных слоях заготовки. Также из экспериментальных данных известно, что глубина резания и подача незначительно влияют на остаточные напряжения приповерхностных слоев материала. Однако, геометрия режущей кромки инструмента играет доминирующую роль в формировании профиля остаточных напряжений.

Виды стружки при механической обработке определяются комбинацией эффектов свойств материала заготовки, параметров резания и геометрией инструмента. Понимание механизма стружкообразования играет важную роль в оптимизации процесса механической обработки. Процесс стружкообразования при твердом точении в общем приводит к локализованному сдвигу и сегментной стружке [23]. При твердом точении из-за применения инструмента с отрицательным передним углом высокие напряжения сжатия имеют место в инструменте и заготовке. Эти высокие напряжения сжатия приводят к формированию трещин вместо пластической деформации вблизи к первичной плоскости сдвига стружки. Эти трещины начинаются на свободной поверхности стружки (которая не находится под гидростатическим давлением) и распространяются глубоко по направлению к носовой части инструмента, высвобождая накопленную энергию и действуя

как поверхность скольжения для сегмента материала. Одновременно происходит нагрев и пластическая деформация материала. После отделения сегмента стружки давление резания возобновляется, образуется новая трещина и, таким образом, весь цикл начинается заново. Сегменты стружки, сформированные таким путем, связаны маленькой порцией материала, пластически деформированного и нагретого до высокой температуры [26]. Ввиду хрупкости закаленной стали, высокие напряжения сжатия первоначально приводят не к течению материала, а к формированию трещины. Эта трещина высвобождает накопленную энергию и, следовательно, действует как поверхность скольжения для сегмента материала, позволяя ему быть вытесненным между поверхностями частей заготовки. В то же время, нагрев и пластическая деформация стали происходят на переднем крае инструмента. Процесс циклический: в тот момент, когда сегмент стружки ускользнул прочь, обновленное давление резания приводит к формированию новой трещины и нового сегмента стружки [27]. Для значения переднего угла –60 микроструктура стружки показывает индивидуальные сегменты стружки (серые зоны), связанные малой пропорцией материала, пластически деформированного и нагретого до высокой температуры (белые зоны). Меньшая несформированная толщина стружки ведет к меньшему пилообразному зубу, что приводит к поперечным сечениям, похожим на те, что имеют место при непрерывной стружке, но две зоны сформированного и несформированного материала показывают тот же механизм стружкообразования. Пластическая деформация становится доминирующим фактором в механизме стружкообразования. Формирование пилообразной стружки ввиду малой пластичности материала заготовки ведет к снижению сил резания несмотря на высокую прочность закаленной стали [28].

В ходе точения стали AISI 4340 (российский аналог 40ХН2МА) инструментом с низким содержанием КНБ установлено, что при низкой скорости резания образуется непрерывная стружка. При увеличении

скорости резания тип стружки меняется на пилообразный. Следовательно, чем выше скорость резания, тем более заметна пилообразная стружка. Среднее расстояние сегментации увеличивается с ростом скорости резания. Переходная скорость резания между непрерывным и пилообразным типами стружки находится в интервале от 80 м/мин до 130 м/мин. Критическая скорость резания, приводящая к формированию пилообразной стружки, около 130 м/мин [29].

Результаты исследований морфологии стружки показывают, что на высоких скоростях резания при твердом точении инструментальной стали D2 (российский аналог X12МФ) при малых глубинах резания механизм стружкообразования изменяется от непрерывного течения стружки, вызванного гомогенным сдвигом, до пилообразного типа стружки. Изменения механизма стружкообразования зависят от состояния инструмента (острозаточенный или изношенный) и величин сил резания. Формирование ожидаемой «пилообразной» стружки начинается, когда износ инструмента по задней поверхности достигает 0,1 мм [30].

Качество поверхности оценивалось в первую очередь по параметрам шероховатости. Измерения произведены с помощью профилографа-профилометра TR220 (рисунки 19, 20).



Рисунок 19 – Профилограф-профилометр TR220

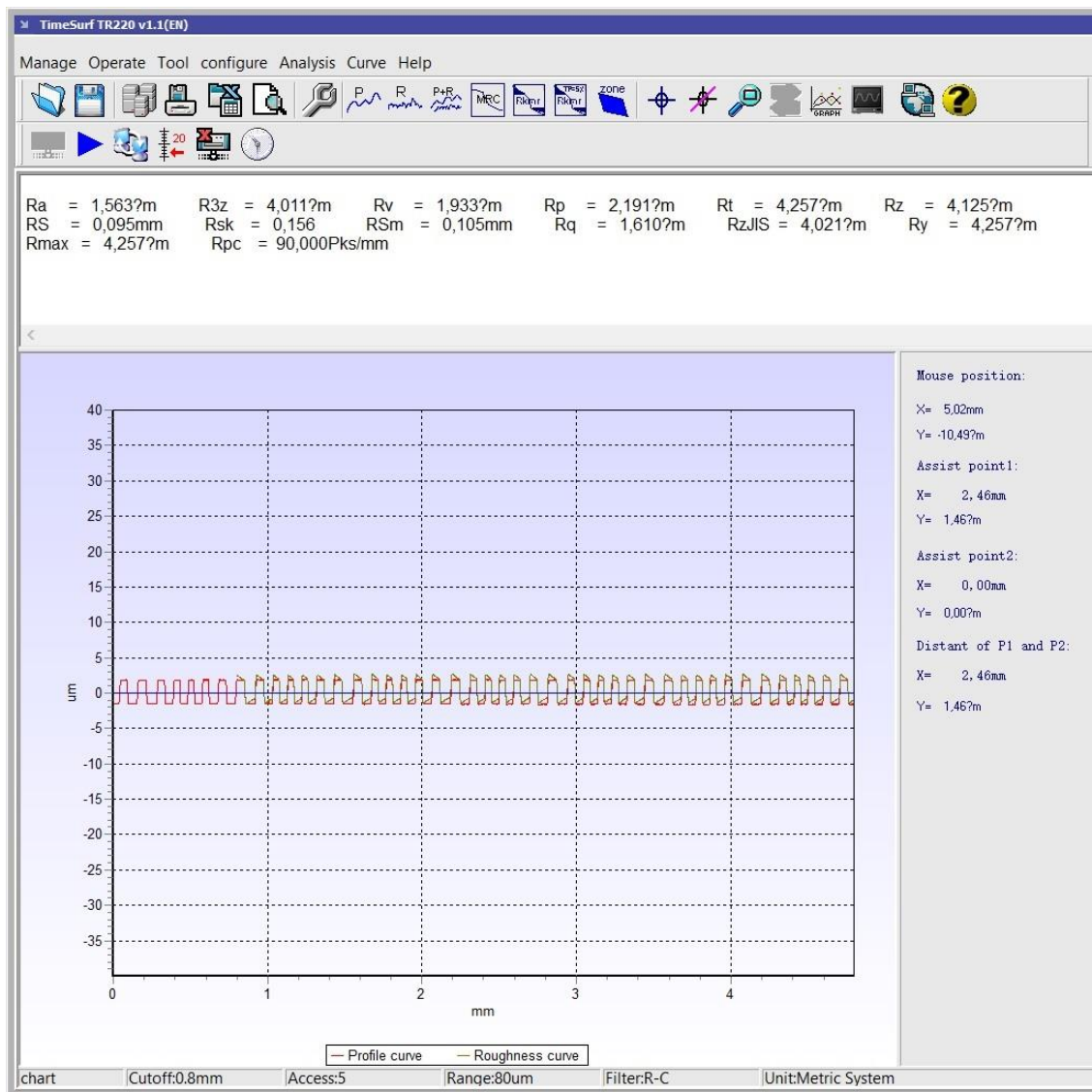


Рисунок 20 – Интерфейс программы TimeSurf TR220

В ходе исследований выяснилось, что существенное влияние на шероховатость поверхности оказывает подача. Влияние же скорости и глубины резания оказалось несущественным. Данный результат согласуется с данными независимых исследований [31, 32]. Исследование показало, что при подаче $s = 0,1$ мм/об среднее отклонение профиля $Ra < 1,6$ мкм, при подаче $s = 0,2$ мм/об – $1,6 < Ra < 3,2$ мкм, при подаче $s = 0,3$ мм/об $Ra \approx 3,2$ мкм.

Для более точной оценки качества обработанной поверхности производилась фотосъемка с помощью металлографического микроскопа

«ЛАБОМЕТ» с увеличением $\times 4$, $\times 10$ и $\times 40$. Выяснилось, что на некоторых образцах имеются дефекты в форме впадин (рисунки 21, 22).

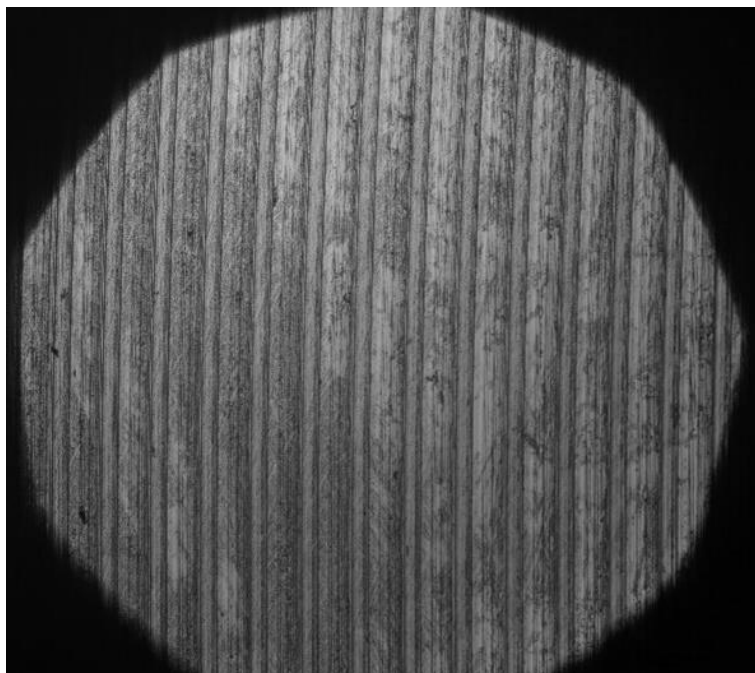


Рисунок 21 – Чистая поверхность

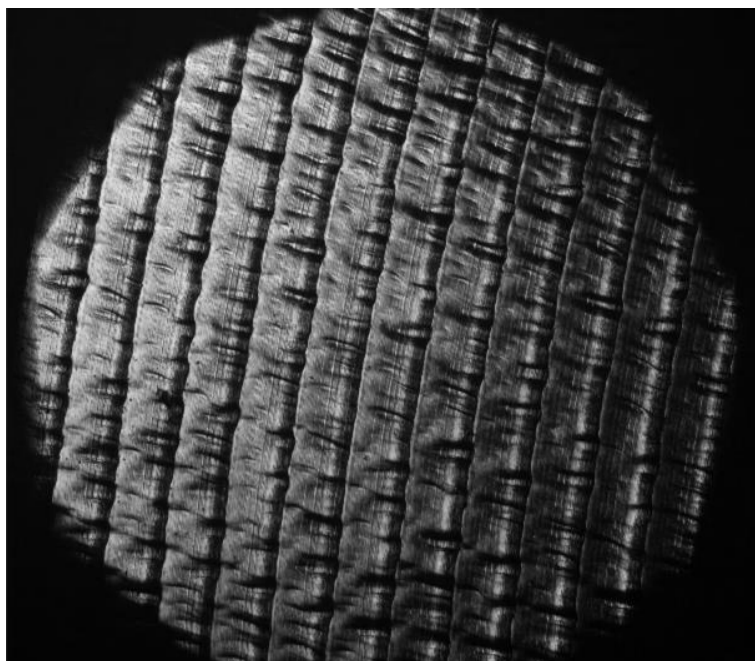


Рисунок 22 – Поверхность с дефектами

Наличие впадин связано с возникновением автоколебаний в процессе обработки. Разработан алгоритм для автоматической классификации

изображений обработанной поверхности по наличию на них дефектов [33]. Данный алгоритм призван повысить объективность оценки качества поверхности, а также частично автоматизировать научные исследования. Также шероховатость поверхности оценивалась визуально при помощи образцов шероховатости (рисунок 23).

Стружка, полученная при твердом точении стали ХВГ, делилась на три группы: сливная ленточного типа, элементная (надлома) и переходного типа (рисунки 24-26).



Рисунок 23 – Образцы шероховатости поверхности



Рисунок 24 – Сливная стружка



Рисунок 25 – Стружка надлома



Рисунок 26 – Стружка переходного типа

В результате экспериментальных исследований получена зависимость качества поверхности и типа стружки от режимов обработки. Для аппроксимации зависимостей обучены нейронные сети. Использовались радиально-базисные нейросети, подтип вероятностных нейронных сетей (Probabilistic Neural Network, PNN), задача которых состоит в классификации векторов режимов обработки по качеству поверхности и типу стружки. Архитектура нейронной сети представлена на рисунке 27. Вся работа с нейронными сетями произведена в системе компьютерной математики MATLAB.

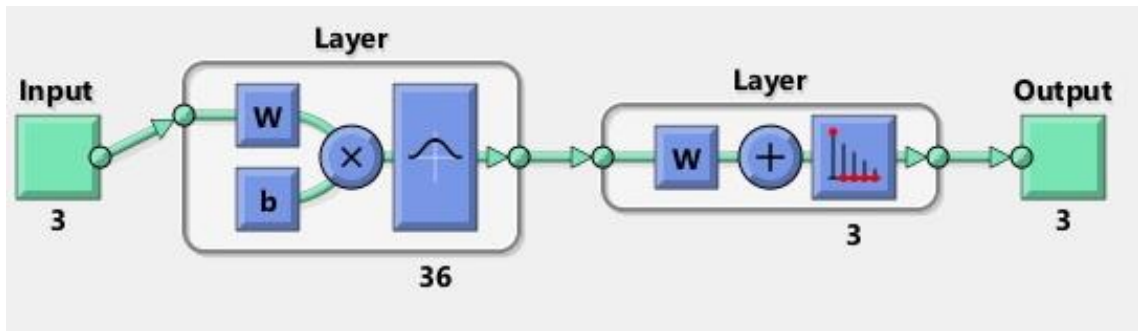


Рисунок 27 – Архитектура обученной нейронной сети PNN

Нейронная сеть типа PNN обучается быстрее, чем классическая сеть прямого распространения, однако для своей работы требует больше памяти. Обученная нейросеть состоит из двух слоев. В первом слое содержится 36 нейронов (по числу входных векторов обучения сети) с радиально-базисной функцией активации, а именно, Гауссовой функцией активации в виде

$$a = e^{-n}. \quad (9)$$

В свою очередь

$$n = \|x - WI\| b = \sqrt{(x_k - WI_k)^2} b, \quad (10)$$

где b – вектор смещений;

WI – вектор весов скрытого слоя.

Вычисляемое по приведенной формуле расстояние является оценкой близости между входным вектором x и весами нейронов. Для тех нейронов, чьи веса оказались близки к входному вектору, выход функции активации будет близок к 1. Для тех нейронов, чьи веса наоборот оказались далеки от вектора входа, выход радиально-базисной функции будет близок к 0. Второй слой, состоящий из 3 нейронов (по числу выходных классов), является конкурирующим.

Также в ходе эксперимента производилась запись сигналов датчиков диагностической подсистемы станка. Среди записанных сигналов следует отметить показания энкодеров моторов и сигнал тока привода главного движения. По сигналам энкодеров можно вычислить текущую скорость резания и подачу. Определить же текущую глубину резания непосредственно невозможно. Поэтому необходимо прибегать к косвенным измерениям.

Как известно, с увеличением режимов обработки (в частности, глубины резания) возрастает сила резания закаленных сплавов. Это, в свою очередь, приводит к увеличению крутящего момента на шпинделе и на валу мотора. Увеличение крутящего момента асинхронного электродвигателя можно отследить по росту силы тока в его обмотках (рисунок 28). Начало процесса резания видно по росту уровня сигнала (на рисунке 28 период между 9 и 18 с.).

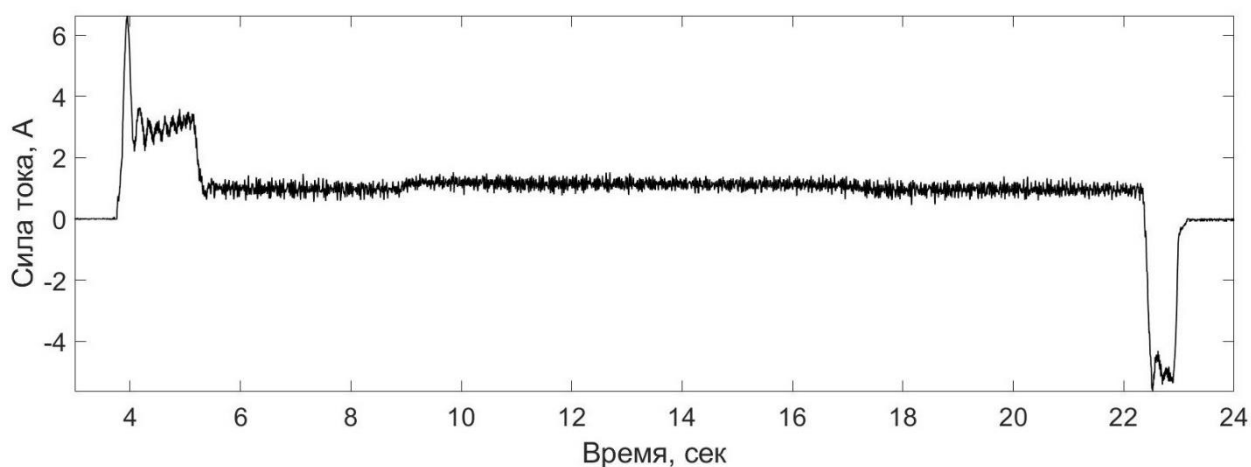


Рисунок 28 – Осциллограмма силы тока привода главного движения, образец №1

Функционально данная зависимость выражается по формуле

$$K \cdot I = J \frac{d\omega}{dt} + B\omega + T_H, \quad (11)$$

где K – константа момента мотора, Нм/А;

I – сила тока в обмотках двигателя, А;

J – суммарный момент инерции на валу мотора, кг·м²;

ω – угловая скорость шпинделя, рад/с;

B – коэффициент вязкого трения, Нм/(рад/с);

T_H – момент нагрузки, Нм.

Благодаря приведенной зависимости имеется возможность косвенно измерить силу резания на разных режимах твердого точения стали ХВГ.

Чтобы разработать математическую модель зависимости силы резания от режимов обработки, использованы различные подходы. Среди них регрессионный анализ, решающие деревья, искусственная нейронная сеть и нечеткая логика.

Регрессионный анализ позволяет выразить зависимость силы P_z от режимов t , s , v в виде простой и понятной для инженеров математической формулы. При этом искомая функциональная зависимость ищется в виде

$$P_z = Ct^x s^y v^u. \quad (12)$$

После логарифмирования, получаем

$$\ln P_z = \ln C + x \ln t + y \ln s + u \ln v. \quad (13)$$

Заменим $y = \ln P_z$, $b_0 = \ln C$, $b_1 = x$, $x_1 = \ln t$, $b_2 = y$, $x_2 = \ln s$, $b_3 = u$, $x_3 = \ln v$.

После этого предыдущая формула имеет вид

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3. \quad (14)$$

Вычисление неизвестных констант полученной зависимости произведено при помощи языка программирования «R». Оценка уровней значимости коэффициентов линейной регрессии произведена с помощью дисперсионного анализа (Analysis of Variance, ANOVA). Результаты статистических расчетов приведены в таблице 1.

Таблица 1. Коэффициенты линейной регрессии

Коэффициенты	Значение	Стандартное отклонение	t-value	Pr(> t)	Уровень значимости
b ₀	-1,22	3,0e-01	-4,01	2,36e-04	VS ¹
b ₁	2,6e-01	4,0e-02	7,19	6,82e-09	VS
b ₂	2,2e-01	4,0e-02	5,36	3,11e-06	VS
b ₃	3,4e-01	5,0e-02	25,72	< 2e-16	VS

Примечание: 1. VS – Very Significant, очень значимый

Для рассчитанной модели критерий $R^2 = 0,95$; уточненный $R^2_{adj} = 0,94$. Это подтверждает корректность модели.

Итоговая математическая формула имеет вид:

$$P_z = 0,295t^{0,26}s^{0,22}v^{1,34}. \quad (15)$$

Как видно из таблицы 1, все коэффициенты в модели линейной регрессии имеют высокий уровень значимости. Это значит, что все режимы обработки сильно влияют на силу резания. Полученный результат прост для понимания и расчетов, однако точность данной формулы невелика. Так, в отдельных случаях погрешность вычисления силы резания может достигать до 20%.

Альтернативным методом разработки математической модели, аппроксимирующей зависимость между экспериментальными данными,

является метод регрессионных деревьев (или решающих деревьев, decision trees). Регрессионные деревья очень популярны ввиду их структуры и простоты интерпретации представленной ими информации. Данный метод использует рекурсивное разбиение выборки на группы со все более и более гомогенными данными. Ввиду такого способа разбиения формируется иерархическая структура, внешне похожая на дерево. «Листья» дерева сформированы подмножествами независимых переменных, которые наиболее важны для прогнозирования зависимой переменной. Описанная структура относительно проста для интерпретации, не требует априорной информации о распределении исходных данных и устойчива к выбросам. Однако, регрессионные деревья используют «наивный» подход, изначально полагающий низкую мультиколлинеарность анализируемых переменных. В случае решаемой в данной работе задачи это предположение, очевидно, является корректным.

На рисунке 29 представлено регрессионное дерево, которое разбивает исходные данные на группы исходя из значения скорости резания. Рисунок 30 показывает то же самое дерево после процедуры прореживания.

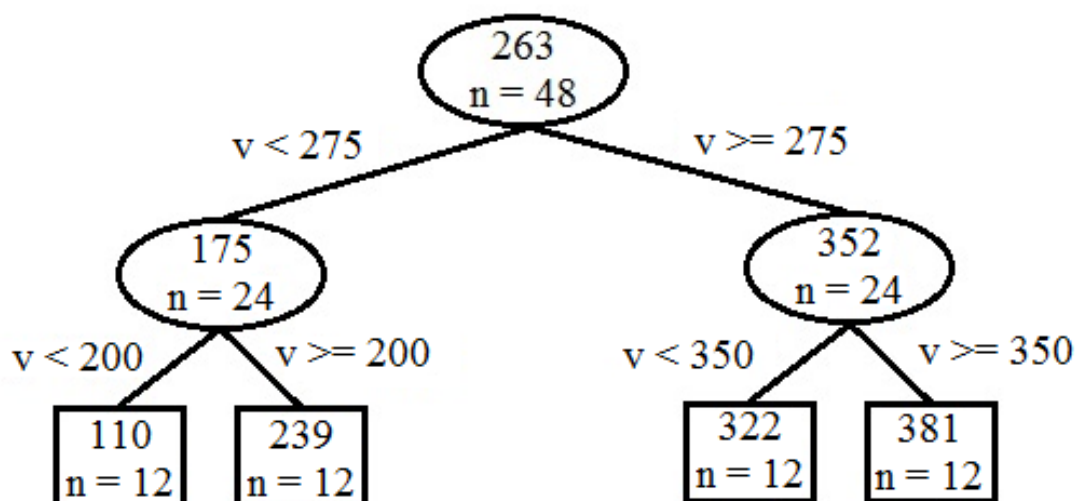


Рисунок 29 – Регрессионное дерево

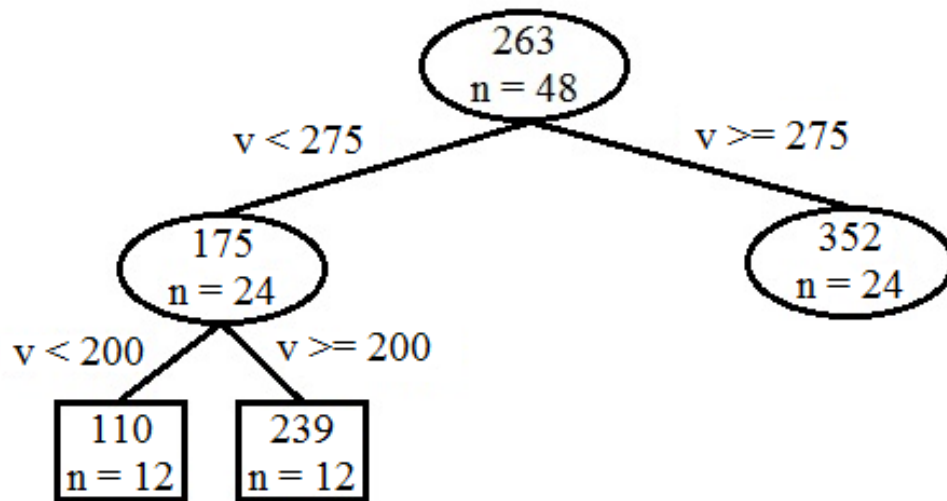


Рисунок 30 – Регрессионное дерево после процедуры прореживания

«Ветки» дерева содержат информацию об интервалах скорости резания, которые использованы для разбиения данных на группы. В свою очередь, узловые точки дерева содержат средние значения силы резания в этих группах и число лабораторных экспериментов в каждом множестве. Выбор оптимальной структуры дерева представляет собой компромисс между точностью, сложностью и способностью математической модели к обобщению.

На рисунке 31 представлено регрессионное дерево, которое группирует исходные данные по уровням глубины резания t и подачи s .

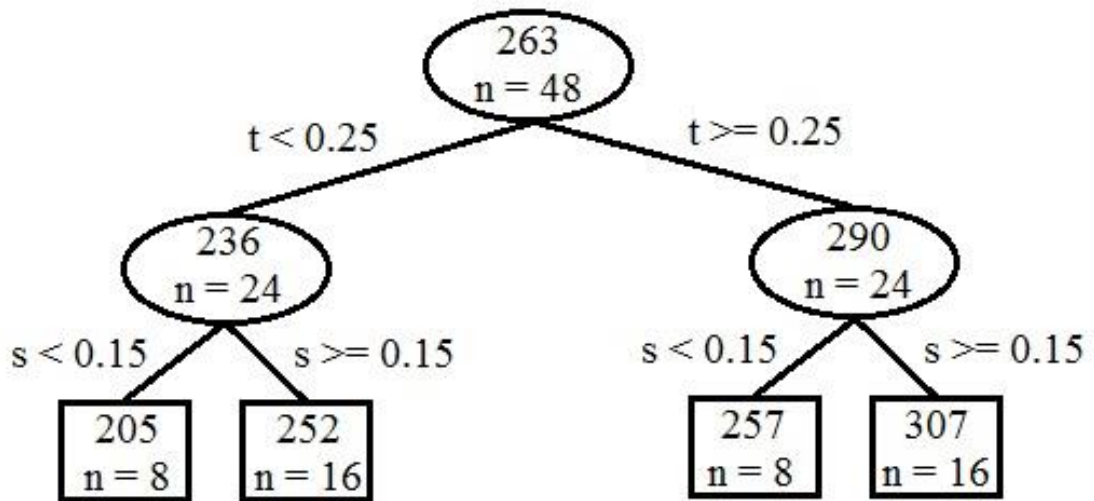


Рисунок 31 – Регрессионное дерево группировки по t и s

Далее использован метод построения деревьев при помощи процедуры условного вывода. Данный метод позволяет избежать процедуры прореживания дерева. На рисунке 32 представлено дерево условного вывода.

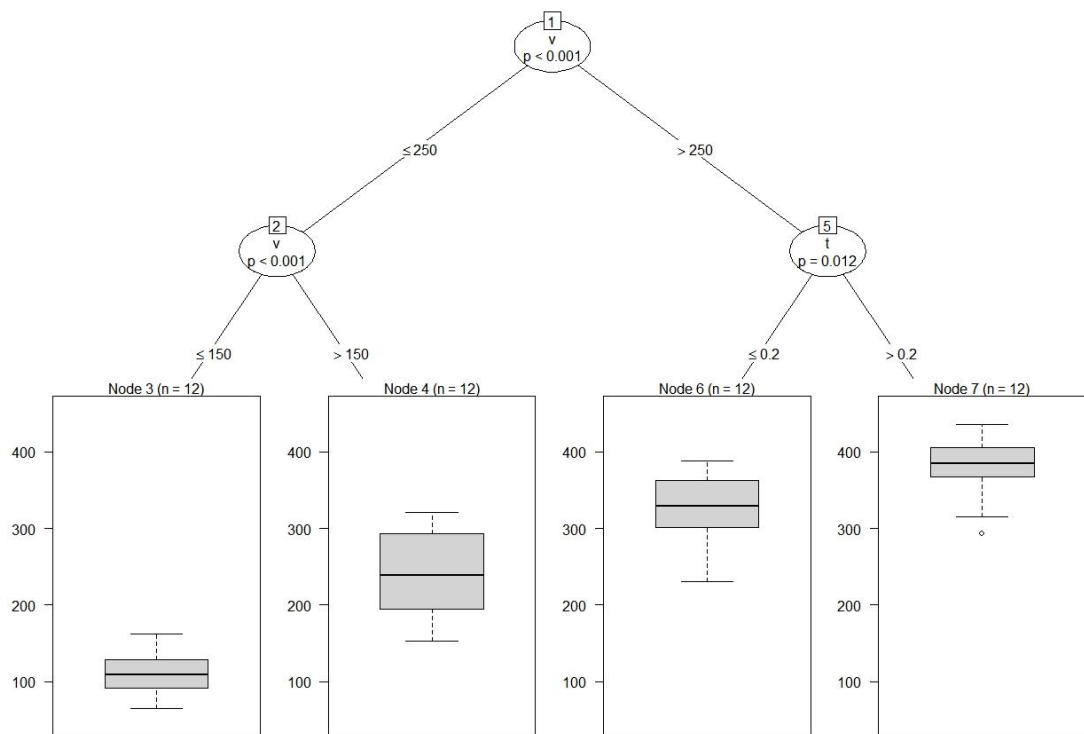


Рисунок 32 – Дерево условного вывода

Узловые точки дерева содержат уровни значимости соответствующих групп. В данном дереве экспериментальные данные разделены на группы по двум главным критериям – скорости и глубине резания. На высоких скоростях экспериментальные данные сгруппированы по глубине резания, на низких скоростях – по скоростным диапазонам. Инженер-технолог в состоянии использовать такую интерпретацию для упрощенной оценки величины силы резания для выбора режимов обработки. Следовательно, несмотря на отсутствие детерминированной функции, выражающей зависимость силы резания от режимов обработки, данное дерево позволяет аппроксимировать статистические характеристики функции силы резания и упрощенно показать их в виде иерархии, что очень практично.

Зависимость между силой резания и режимами можно смоделировать при помощи искусственной нейронной сети. В данной работе двухслойная нейронная сеть прямого распространения использована для предсказания параметров силы резания при разных режимах резания. Скрытый слой сети состоит из сигмоидальных нейронов, а выходной – из линейного нейрона. Схема нейронной сети показана на рисунке 33.

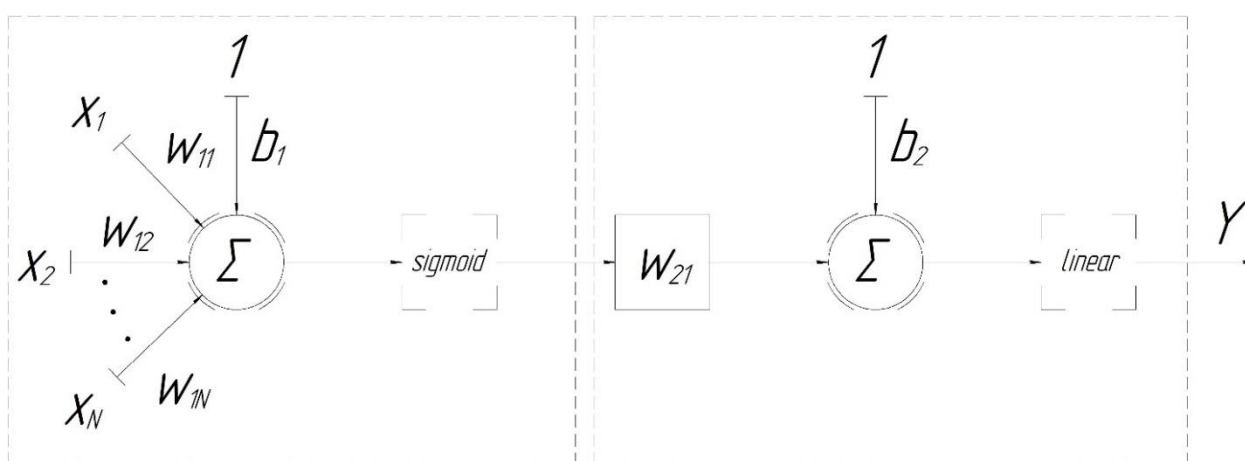


Рисунок 33 – Нейронная сеть прямого распространения

Обучение нейронной сети производилось с применением метода байесовской регуляризации для повышения точности моделирования. При этом проверочная выборка использовалась для досрочной остановки обучения сети в случае, если показатель обучения переставал улучшаться или если он оставался неизменным в течение определенного числа эпох подряд. Тестовая выборка использовалась для тестирования эффективности работы сети. На вход обученной сети подаются режимы резания (скорость, подача, глубина), а на выходе получается среднее значение или размах силы резания. Для использования ИНС для моделирования по экспериментальным данным необходимо проделать следующие шаги. Входные данные (скорость резания, глубина резания, подача) формируют входной вектор X размерности $k = 3$. Формируется выходной вектор Y соответствующих значений параметров силы резания. Набор данных должен быть рандомизирован и нормализован. После этого он разбивается на тренировочную, тестовую и проверочную выборки. Исходные данные для 48 опытов разделены на три группы: тренировочную, проверочную и тестовую в пропорции 70–15–15 %. Нормализация исходных данных необходима для сведения различных параметров к одному масштабу и проводится по формуле:

$$x_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \quad (16)$$

где X_i – актуальное значение нормализованного параметра;

X_{\min} , X_{\max} – минимальное и максимальные значения параметра;

x_i – значение параметра после нормализации.

Затем следует выбрать число нейронов скрытого слоя сети, что, как правило, делается опытным путем. Для каждого выбранного числа нейронов проводится обучение сети, а затем из обученных сетей выбирается одна с минимальной ошибкой. Так, для данной задачи оптимальным оказалось

число нейронов, равное 25. Нейроны скрытого слоя имеют симметричную сигмоидальную функцию активации, описываемую формулой:

$$y = \frac{2}{1 + e^{-2z}} - 1. \quad (17)$$

Перед тем, как подавать исходные данные на вход сигмоидальной функции активации, данные проходят построчную нормализацию, сводящую все величины к отрезку $[-1; 1]$, по формуле:

$$z = (z_{\max} - z_{\min}) \cdot x_i + z_{\min}, \quad (18)$$

где $z_{\min} = -1$, $z_{\max} = 1$;

x – значение параметра до нормализации;

x_{\min} , x_{\max} – минимальное и максимальное значения параметра до нормализации.

Нормализованные входные данные взвешиваются, суммируются со смещением и подаются на вход симметричного сигмоида. Так происходит во всех 25 нейронах скрытого слоя. Затем данные скрытого слоя поступают в выходной слой, где взвешиваются, после чего к взвешенной сумме прибавляется смещение. Полученная величина представляет собой выход нейронной сети.

Другим подходом к аппроксимации нелинейных зависимостей является использование гибридной нечеткой сети. Для анализа параметров используется гибридная нечеткая сеть ANFIS. ANFIS (Adaptive Network – based Fuzzy Inference System) – это система нечеткого логического вывода методом Сугэно. Методика настройки данной системы представляется как итерационная процедура нахождения параметров системы нечеткого

логического вывода при помощи гибридного алгоритма. Он используется для настройки параметров функции принадлежности входных переменных и коэффициентов заключений правил. Настройка проводится комбинацией метода обратного распространения ошибки и метода наименьших квадратов. Сеть имеет пять слоев. Три входа (глубина резания, подача и скорость резания), каждый из которых делится на некоторое число термов – функций принадлежности (рисунок 34). Их число менялось от 2 до 4. Форма выбранных функций принадлежности – колоколообразная кривая, которая задается формулой

$$\mu_{k,j}(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c}{a} \right|^{2b}}, \quad (19)$$

где a, b, c – настраиваемые параметры функции принадлежности;
 j – количество термов.

Во втором слое количество узлов соответствует количеству правил, которые формулируются в виде нечётких правил по принципу «ЕСЛИ...–ТО...», полностью отражающих влияние изменения вектора входов x на выход модели y . Выходом этого слоя является степень выполнения каждого из правил m в виде выражения

$$w_m = \mu_{1,n}(V) \times \mu_{2,l}(S) \times \mu_{3,p}(t), \quad (20)$$

где n, l, p – номер соответствующей функции принадлежности в одном из правил. В данном выражении реализуется t-норма при выполнении операции «И». В третьем слое в каждом из узлов, количество которых равно числу правил, вычисляется относительная степень выполнения правила

$$\bar{w}_m = \frac{w_m}{\sum_{v=1,m} w_v} . \quad (21)$$

В каждом из узлов четвертого слоя, количество которых остается равным m , вычисляется вклад каждого нечеткого правила в выход сети

$$y = b_{m,0} + b_{m,1}x_1 + b_{m,2}x_2 + b_{m,3}x_3, \quad (22)$$

где $b_{m, k}$ – коэффициенты. В выходном слое происходит суммирование вкладов всех правил

$$y = y_1 + y_2 + y_3 . \quad (23)$$

Процесс настройки параметров первого и четвертого слоев прекращается при достижении требуемой ошибки обучения или после выполнения указанного количества итераций.

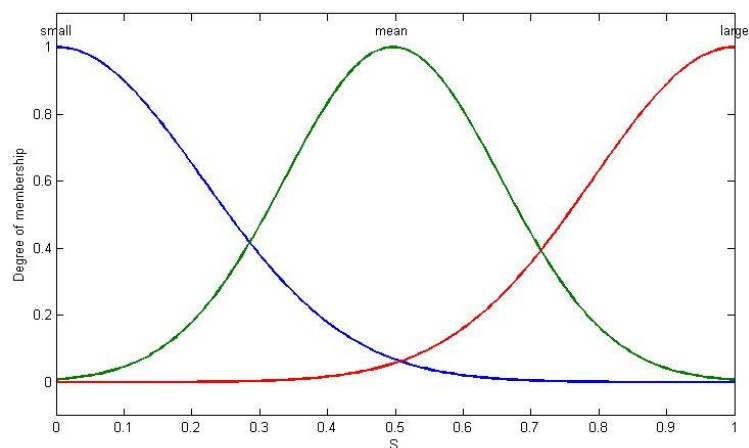


Рисунок 34 – Функции принадлежности, заданные в нечеткой сети ANFIS для глубины резания: Small – малые значения; Mean – средние значения; Large – большие значения

В ходе исследований выяснилось, что глубину резания можно восстановить, зная текущие скорость, подачу и значение энергии сигнала тока привода главного движения. Как известно, энергия сигнала находится по формуле [34]:

$$E = \sum_{i=0}^{N-1} |x_i|^2, \quad (24)$$

где E – энергия сигнала;

N – число отсчетов сигнала (от 0 до $N - 1$);

x_i – значение i -го отсчета сигнала.

Число отсчетов N принято равным 90, что при частоте дискретизации 227 Гц соответствует временному промежутку в 0,4 с.

Выбор в качестве диагностического признака энергии сигнала имеет ряд преимуществ. Энергия сигнала легко вычисляется математически по вышеуказанной формуле. Энергия является интегральным признаком, учитывающим различные особенности сигнала. Она более устойчива к выбросам, чем, например, размах. В то же время энергия сигнала имеет интуитивно понятный физический смысл.

Для аппроксимации нелинейной зависимости $E(v, s, t)$ использована искусственная нейронная сеть прямого распространения, в первом слое которой 10 нейронов. На вход сети подаются режимы обработки, а на выходе вычисляется энергия сигнала силы тока привода. На рисунке 35 приведены результаты работы сети.

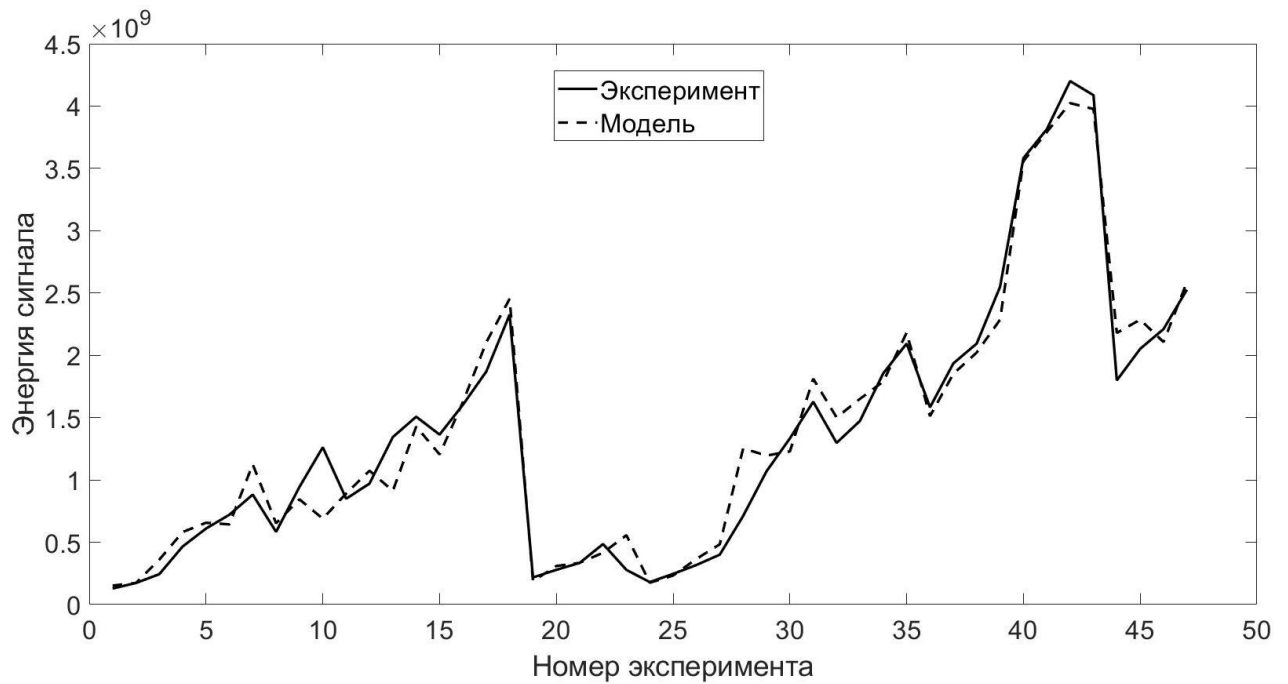


Рисунок 35 – Результаты работы сети

Как видно, сеть адекватно воспроизводит искомую зависимость. Зная, как зависит энергия сигнала от режимов, можно провести обратное моделирование и находить значение глубины резания в зависимости от энергии сигнала. Таким образом, получена модель для онлайн-диагностики фактического значения глубины резания.

Располагая информацией о текущих режимах обработки можно сделать выводы о качестве поверхности и типе стружки, которые должны получиться в ходе операции. Для этого используются ранее обученные нейронные сети классификации. Общая схема разработанной математической модели представлена на рисунке 36 [35].

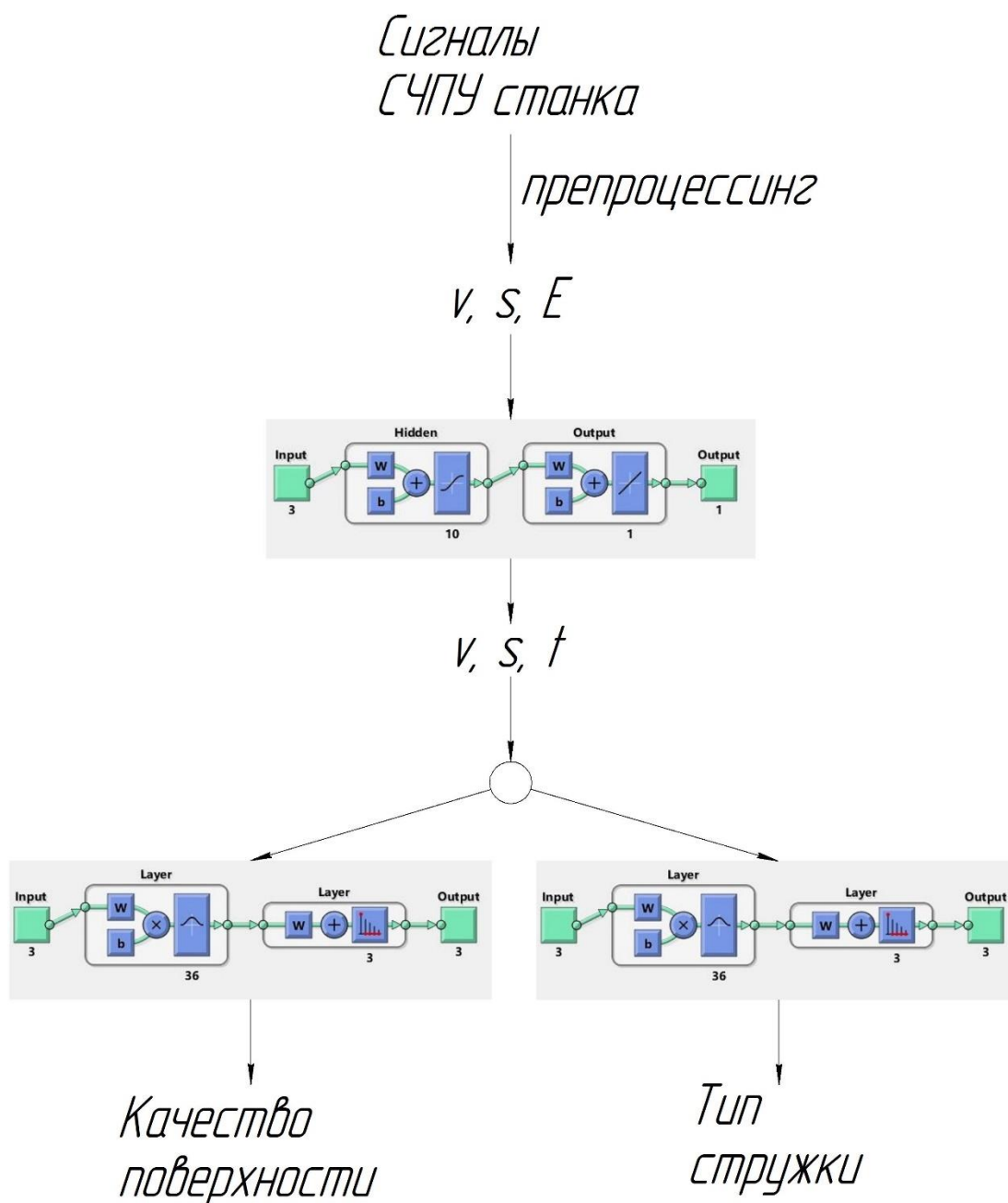


Рисунок 36 – Архитектура разработанной математической модели

В итоге модель способна прогнозировать качество поверхности и тип стружки при твердом точении стали ХВГ, располагая информацией со встроенных датчиков станка с ЧПУ.

4. Дальнейшее развитие модели

Поскольку концепция цифрового двойника предусматривает математическое моделирование всех физических аспектов технологического процесса, разработанную модель, строго говоря, нельзя назвать цифровым двойником. Она может быть его составной частью, необходимой для решения узкой проблемы диагностики. Для дальнейшего развития данного подхода модель необходимо дополнить блоками, отвечающими за диагностику состояния режущего инструмента, температурных полей в зоне резания, вибраций и т.д. Такое развитие возможно при использовании дополнительных датчиков и соответствующих математических моделей, отражающих отдельные физические процессы, происходящие с элементами технологической системы. Например, для диагностики износа режущего инструмента можно использовать микрофон, температурные поля удобно измерять тепловизором (в случае обработки без применения СОТС, как при твердом точении) и т.д. Для математического моделирования описанных аспектов процесса также подойдет машинное обучение, которое можно совместить с другими подходами (например, с анализом спектра сигнала или решением дифференциальных уравнений).

При этом для решения наиболее сложных задач придется использовать подход на основе глубокого обучения. Для этого понадобится собрать существенно больший объем экспериментальных данных, что, в свою очередь, повышает трудоемкость исследований.

Помимо вопросов диагностики необходимо разработать систему автоматического управления технологическим процессом. Она позволит вносить необходимые корректировки в процесс резания для повышения его эффективности.

Как известно, развитие систем адаптивного управления процессом резания сдерживается за счет влияния двух основных факторов. Первый из них связан с отсутствием надежных датчиков, предоставляющих

информацию о параметрах протекания технологического процесса. Например, не сегодняшний день нет сенсоров, которые давали бы достоверную оценку остаточных напряжений в поверхностном слое заготовки непосредственно в ходе обработки. Отсутствуют методы бесконтактного измерения твердости. В целом можно сказать, что развитие физики и микроэлектроники постепенно позволит ликвидировать пробелы в данном направлении. В случае появления датчиков, которые способны предоставить надежную информацию о физико-механических аспектах процесса резания в режиме реального времени, разработать адаптивную систему управления указанными параметрами будет несложно. При этом будет достигнут существенный прогресс в повышении эффективности процесса обработки металлов резанием.

Второй фактор, сдерживающий развитие систем управления резанием, связан с недостатком математических моделей, наиболее полно и точно описывающих все происходящие при резании материалов явления и с помощью которых можно оценить все интересующие технолога параметры процесса обработки. Разработка корректных математических моделей процесса резания металлов возможна при наличии данных о динамических параметрах технологической обрабатывающей системы и законах изменения динамической компоненты силы резания. Помимо этого, современные адаптивные системы управления технологическим процессом имеют высокую стоимость и требуют высокого уровня обслуживания. Частично эту проблему удастся решить с помощью интеллектуальных методов, таких, как машинное обучение. В то же время развитие физики должно внести ясность во многие вопросы, стоящие перед исследователями резания материалов. Так, например, до сих пор неизвестны точные причины и механизмы возникновения высокочастотных колебаний в зоне резания. Наличие таких пробелов снижает достоверность и точность существующих математических моделей технологического процесса и, как следствие, затрудняет разработку систем адаптивного управления резанием материалов.

В свою очередь, разработка системы адаптивного управления процессом резания способна существенно повысить эффективность процесса обработки. Так, имеются примеры систем управления, которые повышают производительность чистовых операций на станках с ЧПУ. Задача повышения производительности обработки на станках с ЧПУ является актуальной, поскольку стоимость времени работы на станке с программным управлением достаточно высока. Однако с ростом производительности обработки важно не допустить снижения ее качества. Современные системы управления способны решать комплексные задачи повышения эффективности обработки на станках с числовым программным управлением. При этом существуют адаптивные системы управления, которые реализуют оптимальный режим обработки. В процессе резания проще всего управлять подачей или скоростью резания, поскольку в данном случае необходимо лишь изменить скорость вращения соответствующего мотора привода станка. При этом система управления может форсировать режим обработки на тех участках, где это возможно, и снизить скорость обработки там, где это позволит повысить ресурс инструмента. Такая потребность часто возникает из-за неравномерности условий обработки материалов резанием. В частности, твердость заготовки может быть различной на разных ее участках. При этом на тех участках, где твердость заготовки ниже средней, можно ускорить процесс обработки, например, путем увеличения подачи. В свою очередь, на участках с повышенной твердостью обрабатываемого материала целесообразно снизить подачу для снижения вибраций, силовой нагрузки на инструмент, повышения стойкости режущего инструмента и других задач. Также адаптивное управление повышает эффективность обработки в случае неравномерности глубины резания.

Для предотвращения потери устойчивости при обработке разрабатываются системы адаптивного стабилизирующего управления процессом токарной обработки, состоящие из двух связанных между собой

регуляторов. Первый из них представляет собой регулятор силы, который управляет силой резания путем изменения скорости подачи в зависимости от разности значений заданной силы и измеренной силы. Данный регулятор необходим для обеспечения максимальной производительности процесса токарной обработки, предупреждения поломки режущего инструмента. Второй регулятор представляет собой регулятор усиления, который служит для поддержания постоянного значения коэффициента усиления по разомкнутому циклу регулятора силы резания для получения устойчивой системы. Для достижения описанной цели регулятор усиления включает систему оценки, которая идентифицирует в режиме реального времени коэффициент усиления по разомкнутому циклу описанного выше регулятора силы резания при точении.

В последующем может быть использован принцип адаптивного регулирования эталонной моделью для управления процессом точения. При таком подходе технологический процесс обработки описывается посредством модели первого порядка. Данный подход подразумевает наличие определенной априорной информации, так как полином, который во многом определяет эффективность и устойчивость алгоритма, необходимо выбирать заранее, опираясь на реальную динамику процесса.

Таким образом, дальнейшее развитие математической модели возможно за счет разработки дополнительных модулей, способных надежно диагностировать интересующие разработчика параметры процесса обработки, а также за счет разработки системы адаптивного управления процессом резания. При этом цифровой двойник сможет повысить эффективность процесса обработки за счет повышения производительности, увеличения стойкости режущего инструмента, снижения вибраций, повышения качества обработки поверхностей и других улучшений.

Заключение

В ходе выполнения работы проведены экспериментальные исследования процесса твердого точения стали ХВГ. Получены данные о зависимости качества обработанной поверхности, типа стружки и силовой нагрузки от режимов обработки. В ходе исследований разработана математическая модель для онлайн-диагностики процесса резания на примере твердого точения стали ХВГ. Модель может быть использована как одна из частей цифрового двойника процесса резания.

Для достижения заданной цели при помощи разработанных математических моделей на основе машинного обучения решены ключевые задачи исследования. А именно, смоделированы зависимости качества поверхности и типа стружки от режимов резания с использованием радиально-базисных нейронных сетей, разработан алгоритм онлайн-диагностики глубины резания по сигналу тока привода главного движения станка на основе значения энергии сигнала. В итоге разработан алгоритм онлайн-диагностики качества поверхности и типа стружки, который представляет собой ансамбль разработанных ранее математических моделей процесса обработки. Также в работе сделаны выводы о возможности дальнейшего развития представленного подхода за счет разработки дополнительных математических моделей диагностики, а также разработки системы автоматического управления технологическим процессом. Предложенные в работе решения способны существенно повысить эффективность современного производства.

Работа выполнена при поддержке Фонда содействия развитию институтов гражданского общества в Приволжском Федеральном округе (ПФО) в рамках грантовой программы Молодежного форума ПФО «iВолга» (Приложение А). Работа отмечена Благодарностью Союза машиностроителей России (Приложение Б).

Список используемых источников

1. Тейлор, Ф. Искусство резать металлы / Ф. Тейлор – Берлин : Бюро иностранной науки и техники, 1922. – 356 с.
2. Косилова, А.Г. Справочник технолога-машиностроителя / А.Г. Косилова, Р.К. Мещеряков – М. : Машиностроение, 1986, Т. 1. – 656 с.
3. Косилова, А.Г. Справочник технолога-машиностроителя / А.Г. Косилова, Р.К. Мещеряков – М. : Машиностроение, 1986, Т. 2. – 496 с.
4. Altintas, Y. Virtual process systems for part machining operations / Y. Altintas, P. Kersting, D. Biermann, E. Budak, B. Denkena, I. Lazoglu – CIRP Annals, 2014, Volume 63, Issue 2, <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2014.05.007>
5. Nune M.M.R. Investigating the Effect of Metal Working Fluid in Orthogonal Cutting of AISI 420 Stainless Steel Using 3-Dimensional Finite Element Model / M.M.R. Nune, P.K. Chaganti – Emerging Trends in Mechanical Engineering. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-32-9931-3_57
6. Резников, А. Н. Теплофизика процессов механической обработки материалов // М.: Машиностроение, 1981, 279 с.
7. Воронцов А.Л., Албагачиев А.Ю., Султан-заде Н.М. Теоретические основы обработки металлов в машиностроении: монография // Старый Оскол: ТНТ, 2017, 552 с.
8. Заковоротный В.Л. Синергетическая концепция при построении систем управления точностью изготовления деталей сложной геометрической формы / В.Л. Заковоротный, М.Б. Флек, Фам Динь Тунг – Вестник ДГТУ, 2011, Т. 11, №10 (61), с. 1785-1797.
9. Васин С.А. Прогнозирование виброустойчивости инструмента при точении и фрезеровании / С.А. Васин – М.: Машиностроение, 2006. – 384 с.: ил.
10. Altintas Y. Manufacturing automation / Y. Altintas – Cambridge University Press, 2012. 366 p.

11. Khajavi M.N. Milling tool wear diagnosis by feed motor current signal using an artificial neural network / M.N. Khajavi, E. Nasernia, M. Rostaghi // Journal of Mechanical Science and Technology. 2016. Vol. 30. № 11. P. 4869–4875. <https://doi.org/10.1007/s12206-016-1005-9>
12. Labidi A., Tebassi H., Belhadi S., Khettabi R., Yallese M.A. Cutting Conditions Modeling and Optimization in Hard Turning Using RSM, ANN and Desirability Function // Journal of Failure Analysis and Prevention. 2018. Vol. 18. № 4. P. 1017–1033. DOI: 10.1007/s11668-018-0501-x.
13. <https://seek-thermal.ru/product/teplovizor-compact-xr-android-kit-fb0060a/>
14. Liu Meng-Kun Tool wear monitoring and prediction based on sound signal / Meng-Kun Liu, Yi-Heng Tseng, Minh-Quang Tran // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03686-2>.
15. Кацев П.Г. Производственные испытания режущего инструмента. Обзор / П.Г. Кацев // М.: НИИмаш, 1982, с. 64, 13 илл.
16. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. Deep Learning // The MIT Press, 2017. – 650 p.
17. LeCun Y. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition / Y. Lecun, B. Boser, J.S. Denker et.al. // Massachusetts Institute of Technology, Neural Computation, 1989, №1, p. 541-551.
18. Козочкин, М.П. Исследование виброакустического сигнала в момент врезания при обработке закаленных сталей / М.П. Козочкин, А.Е. Селезнев // Вестник МГТУ Станкин – 2015. – № 4. С. 52–58.
19. Rigal, J.F. Saw tooth chip formation in hard turning and the approach to separate process segmentation and machine assembly vibration frequencies / J.F. Rigal, M. Zapciu, T. Mabrouki, S. Belhadi // Proceedings of the 15th International Conference on Manufacturing Systems – ICMaS. – USA: Editura Academiei Române, 2006. – P. 133–136.

20. Ko, T. J. Air-Oil Cooling Method for Turning of Hardened Material / T. J. Ko, H. S. Kim, B. G. Chung // International Journal of Advance Manufacturing Technology – 1999. – Vol. 15, Issue 7. P. 470–477.
21. Boothroyd, G. Fundamentals of Machining and Machine Tools: third edition / G. Boothroyd, W. A. Knight // CRC Taylor & Francis – 2005. P. 121–173.
22. Guo, Y. B. Hard turning versus grinding-the effect of process-induced residual stress on rolling contact / Y. B. Guo, D. W. Yen // Wear – 2004. – Vol. 256, Issues 3-4. P. 393–399.
23. Harrison, I. S. Detecting white layer in hard turned components using non destructive methods / I. S. Harrison // Masters thesis, School of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology – 2004. P. 11–39.
24. Wu, D. W. Effect of hardness on residual stresses in orthogonal machining of AISI 4340 steel / D. W. Wu, Y. Matsumoto // Journal of Engineering for Industry – 1990. – Vol. 112, Issue 3. P. 245–252.
25. Matsumoto, Y. Surface Integrity Generated by Precision Hard Turning / Y. Matsumoto, F. Hashimoto, G. Lahoti // CIRP Annals-Manufacturing Technology – 1999. – Vol. 48, Issue 1. P. 59–62.
26. Konig, W. Machining hard materials with geometrically defined cutting edges field of applications and limitations / W. Konig, M. Klinger, R. Link // Annals of the CIRP – 1990. – Vol. 39, Issue 1. P. 61–64.
27. Lei, S. Experimental Investigation of Thermo-Mechanical Characteristics in Laser-Assisted Machining of Silicon Nitride Ceramics / S. Lei, Y. C. Shin, F. P. Incropera // Journal of Manufacturing Science & Engineering – 2001. – Vol. 123, Issue 4. P. 639–646.
28. Stanimir, A. Chip formation and cutting force in the machining of hardened RUL IV steel / A. Stanimir, I.-C Pascu, Ș. Buzatu, I. Geonea // Annals of the ORADEA University, Fascicle of Management and Technological Engineering – 2008. – Volume VII (XVII). P. 1812–1817.

29. Lin, H. M. Wear behavior in turning high hardness alloy steel by CBN tool / H. M. Lin, Y. S. Liao, C. C. Wei // *Wear* – 2008. – Vol. 264, Issues 7-8. P. 679–684.

30. El-Wardany, T. I. Surface Integrity of Die Material in High Speed Hard Machining, Part 1: Micrographical Analysis / T. I. El-Wardany, H. A. Kishawy, M. A. Elbestawi // *Journal of Manufacturing Science and Engineering* – 2000. – Vol. 122, Issue 4. P. 620-631.

31. Грубый С.В., Лапшин В.В. Исследование режущих свойств резцов из нитрида бора // Научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана «Наука и образование», №6, 2012, с. 61-76, DOI: 10.7463/0612.0423622.

32. Das S.R., Dhupal D. and Kumar A. Study of surface roughness and flank wear in hard turning of AISI 4140 steel with coated ceramic inserts // *Journal of Mechanical Science and Technology*, 29 (10), 2015, p. 4329-4340, DOI 10.1007/s12206-015-0931-2.

33. Rastorguev D.A. Algorithm for automatic classification of images of the processed surface by quality / D.A. Rastorguev, A.A. Sevastyanov // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2020, №919, 032022, doi:10.1088/1757-899X/919/3/032022.

34. Лозовский И.Ф. Цифровая обработка сигналов в РЛС обзора. Новосибирск: НГТУ, 2016. 270 с.

35. Расторгуев Д.А. Разработка цифрового двойника процесса точения на основе машинного обучения / Д.А. Расторгуев, А.А. Севастьянов // *Вектор науки ТГУ*, 2021, №1, с. 32-41, doi: 10.18323/2073-5073-2021-1-32-41.

Приложение А
Диплом победителя конкурса грантов форума «iВолга»



iВолга 2020
молодежный форум

ДИПЛОМ

победителя конкурса грантов Фонда содействия
развитию институтов гражданского общества
на Молодежном форуме ПФО «iВолга» в 2020 году

вручается:

**Севастьянову
Александру Александровичу**

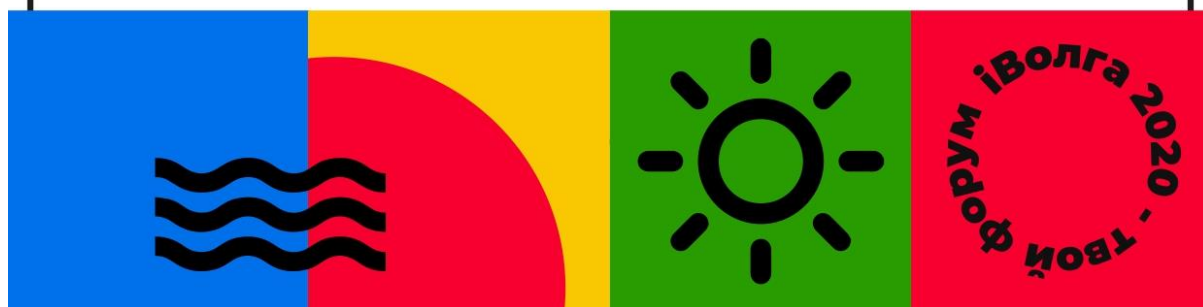
(Самарская область)

за проект

«Разработка цифрового двойника
процесса обработки высокопрочных сплавов»

Заместитель полномочного представителя
Президента Российской Федерации в ПФО

О.А. Машковцев



Приложение Б
Благодарность Союза машиностроителей России



БЛАГОДАРНОСТЬ

ОБЪЯВЛЯЕТСЯ

СЕВАСТЬЯНОВУ
Александр Александровичу

*Студенту института машиностроения
ФТБОУ ВО «Польяттинский государственный университет»*

*за активную научно-исследовательскую и проектную деятельность
в области машиностроения*

Первый заместитель Председателя



В.В.Гутенев

Приказ от 29 января 2021 г. №1